

分类号：TP242.2
密 级：公开

单位代码：10363
学 号：2220320112

基于声发射信号主成分分析的工业机器人减速机损伤检测研究

Research on damage detection of Industrial robot reducers based
on principal component analysis of acoustic emission signals

学生姓名：	乔帅
校内导师：	李明（教授）
校外导师：	袁学超
专业学位类别：	工程硕士
研究方向（领域）：	工业机器人无损检测

论文答辩日期：2025 年 5 月 10 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：乔帅

日期：2025年5月12日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在_____年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：乔帅 指导教师签名：李

日期：2025 年 5 月 12 日

日期：2025 年 5 月 12 日

基于声发射信号主成分分析的工业机器人减速机损伤检测研究

摘要

工业机器人作为现代化生产的核心设备，其应用规模与日俱增，在提升生产效率、扩大生产规模方面发挥着不可替代的作用。传动系统的运行状态直接影响产品的生产精度。然而，传动系统中的减速机长期在高负载低转速的情况下运行，其内部的金属结构不可避免的会产生疲劳磨损。这种损伤具有渐进性和累积性的特征，早期微小损伤的持续叠加可能会导致减速机内部发生突发性的裂纹损伤，不仅影响产品的生产质量，严重时会对现场的操作人员造成无法治愈的人身伤害。因此，开展工业机器人减速机损伤辨识方法的研究，对于保障设备长期安全稳定运行具有重要的理论价值和意义。在无损检测方法中，声发射检测技术因其适用材料的广泛性和实时动态检测等优势而备受关注。与传统的振动检测、超声检测等方法相比，声发射技术不受被测物体几何结构的限制，能够实现对复杂机械结构的实时监测，为工业机器人的损伤辨识提供了新的技术方法。基于此，本研究以工业机器人减速机为研究对象，重点开展基于声发射信号的减速机损伤辨识方法的研究，旨在提高损伤辨识精度，有效预防生产事故的发生。本文的主要研究内容如下：

(1) 首先详细介绍了声发射技术 (Acoustic emission testing, AET)，系统的阐述了声发射现象的基本原理、声发射技术的概念及其具体的信号分析方法。从 AE 信号的产生机理出发，介绍了材料在微观层面和宏观层面产生声发射现象的机制。随后，介绍了声发射检测中常用的特征参数分析法和波形分析法，这些方法能够提取出声发射信号中更丰富的信号特征。

(2) 提出了一种基于声发射信号的主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 结合马氏距离 (Mahalanobis distance, MD) 的减速机行星齿轮损伤辨识方法。首先，提取 AE 信号的 13 个特征参数，依据累计贡献率大于 95% 的标准，得出 PCA 的前两个主成分能够

有效表征 AE 信号的主要特征信息。不仅消除了信号中的冗余信息，还将原始特征参数矩阵从 13 维降至 2 维，降低了数据处理复杂程度。然后，引入马氏距离对减速机行星齿轮的状态进行评估，确定 1.5 为行星齿轮健康状态的判别阈值。结果表明，损伤行星齿轮的声发射信号与正常信号之间的马氏距离达到 79.57，远高于设定的判别阈值，这一显著差异充分验证了所提方法的有效性。

(3) 针对 AE 信号中的噪声干扰问题，提出了一种基于常春藤优化算法 (Ivy algorithm, IVYA) 优化变分模态分解 (Variational mode decomposition, VMD) 的 AE 信号重构方法。该方法以 AE 信号的最小包络熵作为优化适应度函数，通过 IVYA 算法自适应地优化 VMD 的两个参数，包括最佳分解个数 K 和惩罚因子 α 。在此基础上，采用最大相关系数法对 AE 信号波形进行重构，有效解决了传统 VMD 方法中存在的过分解、欠分解、频带丢失及模态冗余等问题。为验证所提方法的有效性，首先提取重构后 AE 信号的 13 个特征参数，分析其在 PCA-MD 模型中的辨识效果。结果表明，减速机正常状态的马氏距离稳定在 0.9 附近，提高了马氏距离的辨识精度。然后，通过对比分析 AE 信号不同特征向量在支持向量机 (Support vector machine, SVM) 中模型识别准确率，确定了减速机行星齿轮损伤辨识的最优特征参数组合，在保证识别效果的同时有效减少了特征参数的使用量。实验结果表明，经 IVYA-VMD 方法重构后的 AE 信号特征向量在 SVM 模型中的识别效果得到显著提升，最优模型的识别准确率达到 97.92%，充分证明了所提方法的优越性。

关键词：声发射，工业机器人减速机，损伤检测，主成分分析，马氏距离

RESEARCH ON DAMAGE DETECTION OF INDUSTRIAL ROBOT REDUCERS BASED ON PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS OF ACOUSTIC EMISSION SIGNALS

ABSTRACT

Industrial robots, as the core equipment of modern production, are seeing an ever-increasing scale of application and play an irreplaceable role in enhancing production efficiency and expanding production scale. The operational state of the transmission system directly affects the precision of product production. However, the reducers within the transmission system, operating under high load and low speed for prolonged periods, inevitably suffer from fatigue wear of their internal metal structures. This type of damage is characterized by its progressive and cumulative nature; the continuous accumulation of minor early damages may lead to sudden crack damages inside the reducer, not only affecting the production quality of the products but also potentially causing irreparable personal injuries to on-site operators in severe cases. Therefore, conducting research on damage identification methods for industrial robot reducers is of significant theoretical value and importance for ensuring the long-term safe and stable operation of the equipment. Among non-destructive testing methods, acoustic emission testing technology has garnered attention due to its wide applicability to materials and advantages in real-time dynamic detection. Compared to traditional vibration detection and ultrasonic testing methods, acoustic emission technology is not limited by the geometric structure of the tested object and can achieve real-time monitoring of complex mechanical structures, providing a new technical method for damage identification in industrial robots. Based on this, this study focuses on the

reducer of industrial robots as the research object, emphasizing the research on damage identification methods based on acoustic emission signals, aiming to improve the accuracy of damage identification and effectively prevent production accidents. The main research contents of this paper are as follows:

(1) The paper begins with a detailed introduction to acoustic emission technology, systematically elaborating on the fundamental principles of the acoustic emission phenomenon, the concept of acoustic emission technology, and specific signal analysis methods. Starting from the generation mechanism of AE signals, it introduces the mechanisms by which materials produce acoustic emission phenomena at both microscopic and macroscopic levels. Subsequently, it presents the commonly used feature parameter analysis and waveform analysis methods in acoustic emission detection, which are capable of extracting richer signal characteristics from the acoustic emission signals.

(2) A novel damage identification method for reducer planetary gears based on principal component analysis (PCA) combined with Mahalanobis Distance (MD) using acoustic emission (AE) signals is proposed. Initially, 13 characteristic parameters of the AE signals are extracted. According to the criterion that the cumulative contribution rate exceeds 95%, it is determined that the first two principal components of PCA can effectively represent the main characteristic information of the AE signals. This not only eliminates redundant information in the signals but also reduces the original characteristic parameter matrix from 13 dimensions to 2 dimensions, thereby decreasing the complexity of data processing. Subsequently, MD is introduced to assess the state of the reducer's planetary gears, with 1.5 established as the discriminant threshold for the healthy state of the planetary gears. The results demonstrate that the Mahalanobis Distance between the AE signals of damaged planetary gears and normal signals reaches 79.57, significantly higher than the set discriminant threshold. This notable difference fully validates the

effectiveness of the proposed method.

(3) To address the issue of noise interference in AE signals, a novel AE signal reconstruction method based on the Ivy Optimization Algorithm (IVYA) optimized Variational Mode Decomposition (VMD) is proposed. This method employs the minimum envelope entropy of the AE signal as the optimization fitness function and adaptively optimizes the two parameters of VMD, including the optimal decomposition number K and the penalty factor, through the IVYA algorithm. On this basis, the maximum correlation coefficient method is used to reconstruct the AE signal waveform, effectively solving problems such as over-decomposition, under-decomposition, frequency band loss, and modal redundancy that exist in traditional VMD methods. To verify the effectiveness of the proposed method, 13 characteristic parameters of the reconstructed AE signals are first extracted, and their identification effects in the PCA-MD model are analyzed. The results show that the Mahalanobis Distance (MD) of the reducer's normal state stabilizes around 0.9, improving the identification accuracy of MD. Then, by comparing and analyzing the recognition accuracy of different feature vectors of AE signals in the Support Vector Machine (SVM) model, the optimal combination of feature parameters for damage identification of the reducer's planetary gears is determined, effectively reducing the amount of feature parameters used while ensuring recognition effectiveness. Experimental results demonstrate that the recognition effectiveness of the AE signal feature vectors reconstructed by the IVYA-VMD method in the SVM model is significantly improved, with the recognition accuracy of the optimal model reaching 97.92%, fully proving the superiority of the proposed method.

Qiao Shuai (Electronic information)

Supervised by Li Ming

KEY WORDS: Acoustic emission testing, Industrial robot reducer, Damage detection, Principal Component Analysis, Mahalanobis Distance

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 论文研究背景及意义	1
1.2 工业机器人损伤研究现状	4
1.3 声发射技术的研究现状	6
1.4 论文主要内容和技术路线	7
第 2 章 声发射基本理论	9
2.1 声发射技术的概念	9
2.1.1 声发射现象	9
2.1.2 声发射技术	10
2.2 声发射信号的处理	11
2.2.1 声发射信号的处理方法	11
2.2.2 特征参数分析法	11
2.2.3 波形分析法	12
2.3 本章小结	13
第 3 章 基于声发射信号的 PCA-MD 减速机行星齿轮损伤辨识方法研究	14
3.1 工业机器人减速机行星齿轮声发射信号特征提取方法	14
3.1.1 频域指标	14
3.1.2 经验模态分解	16
3.1.3 主成分分析	16
3.1.4 马氏距离	18
3.2 减速机行星齿轮损伤实验与分析	18
3.2.1 实验方案与声发射信号采集	18
3.2.2 实验结果分析	19
3.3 本章小结	22
第 4 章 基于 IVYA-VMD 的工业机器人减速机行星齿轮损伤的声发射信号辨识研究	23
4.1 工业机器人减速机行星齿轮的损伤辨识方法	23
4.1.1 变分模态分解	23
4.1.2 常春藤优化算法	24

4.1.3 常春藤优化变分模态分解	26
4.1.4 相关系数	27
4.1.5 IVYA 优化 VMD 分解流程	27
4.1.6 支持向量机	28
4.2 实验验证与分析	29
4.2.1 声发射信号的采集	29
4.2.2 声发射信号特征提取	30
4.2.3 对比分析	33
4.3 本章小结	37
第 5 章 总结与展望	39
5.1 全文工作总结	39
5.2 未来展望	40
参考文献	42
附录	47
攻读学位期间发表的学术论文及成果目录	48
致谢	49

第 1 章 绪论

1.1 论文研究背景及意义

随着科技的发展和技术的进步，工业机器人可以仿照人类的操作完成各种机电一体化的循环作业，有效的提高了产品的生产质量和效率，同时在一定程度上降低了生产成本，因此其广泛应用于现代化制造业，如机械加工、物流运输、汽车制造以及医疗等领域^[1]，在国内外的经济发展过程中发挥着至关重要的作用。

目前，越来越多的企业开始认识到工业机器人在降低生产成本和提高生产效率等方面的优势。在不同行业中，工业机器人逐渐开始替代传统的人工作业，自动化生产逐渐发展成为工业生产制造的主流方法^[2]。在传统的工业生产过程中，人工作业不仅耗时长，而且生产出的产品质量参差不齐，当面对一些极端恶劣的生产环境时，人工无法进行正常的生产作业，严重时可能会对现场的工作人员造成人身伤害。

为了在工业生产中提高产品质量和生产效率的同时保障生产的安全性，工业机器人就此产生。工业机器人以其超高的工作效率、生产质量和人机协作能力，受到了越来越多企业的关注^[3]。随着机器人在现代化制造业中的广泛应用，由于机械故障引起的生产事故也随之增加。在工业机器人进行生产作业的过程中，由于工业机器人经常在各种高强度的生产环境中长时间运行，进而增加了传动系统中各个部件之间的摩擦，最终导致传动系统内部开始出现各种类型的损伤^[4]，工业机器人传动系统如图 1-1 所示。



图 1-1 工业机器人传动系统

这些早期的微小损伤会逐渐发展成严重的故障，不仅会对产品的生产质量产

生影响，严重时还会给企业造成巨大的经济损失，甚至影响到工业现场工作人员的人身安全。例如，2015年7月，德国大众汽车公司在黑森州包纳塔尔市的一家，由于机器人传动系统故障，导致一名工人在巡检机器人生产状态时突然被一台机器人挤压在金属板上，出现了严重的生产安全问题，并且给工厂内的其他工作人员造成了严重的心理阴影。2018年9月，安徽省芜湖市经济开发区的一家企业内，一名工人在给搬运机器人更换配件时，由于机械故障导致该工人突然被机器人夹住。给维修工人造成严重的人身伤害的同时还对自动化生产的可信度造成了巨大的影响。2023年1月，浙江省嘉兴市的嘉善誉丰汽车零部件有限公司的一名工人在推盘生产线调试四轴工业机器人时，由于控制系统故障导致该四轴工业机器人未按原程序将卷边完成的圆盘放入圆盘周转台第二工位，最终导致该工人被机器人拖拽至圆盘给料架，造成了严重的生产安全事故。2023年3月，韩国群山市的一家汽车零部件工厂的一台流水线机器人因为伺服电机长时间超负荷工作导致电机温度过热，最终因为散热不良导致该流水线机器人突然停机，给该汽车零部件工厂造成了巨大的经济损失。

因此，为了最大限度的提高现代化制造业自动化生产的安全性，不仅要工业现场的工作人员进行严格详细的操作安全培训，同时还要对工业现场的工业机器人的运行状态进行实时的在线监测，及时对工业机器人各部件的健康状态进行评估，提前发现潜在的微小机械损伤，实现对工业机器人的早期损伤检测。为保障产品的生产质量，降低生产安全事故发生的概率提供了重要的技术方法。

无损检测（Non-destructive testing，简称 NDT）是一种可以在不影响被检测对象的性能和运行状态的条件下，实现对各种设备的健康状态进行监测的检测方法^[5]。

目前，常用的无损监测方法包括超声检测^[6]、射线检测^[7]、磁粉检测^[8]、渗透检测^[9]、涡流检测^[10]、红外检测^[11]、漏磁检测^[12]、光纤检测^[13]。但是，这些无损监测方法存在明显的不足之处：超声检测操作起来比较复杂，需要操作人员经过严格的培训并且掌握熟练的操作方法才能准确的得出检测结果。而且超声波穿透能力有限，无法穿透一些较厚或者高衰减的材料。射线检测无法准确定位损伤的位置，并且操作过程繁琐。在进行射线检测时产生的辐射会对操作人员造成不同程度的伤害，同时还会造成辐射污染。磁粉检测只能检测铁磁性材料，而且只能检测到材料表面和近表面的损伤缺陷。渗透检测的检测过程缓慢，只能检测出待测对象表面的开口损伤，并且在检测完成后处理渗透检测的液体检测试剂时容易产生污染。涡流检测对材料深层的损伤检测不灵敏，检测结果容易受材料本身属

性的影响。红外检测结果的精度容易受到温度、湿度、风速等环境因素的影响。在进行漏磁检测前需要对检测设备进行一系列复杂的校准过程，同时检测过程中容易受检测现场的环境磁场干扰。超声波衍射时差法在检测形状较复杂的设备时无法准确判断出待测设备的损伤类型。在进行光纤检测的过程中，为了减少光纤信号的衰减，通常采用光纤熔接的方式接通传感器。当面对一些复杂设备或故障问题时，无法满足在检测现场拆换传感器的需求。

幸运的是，声发射检测技术弥补了上述无损检测方法的不足之处。声发射检测技术是一种动态的无损检测方法^[14]，对材料的早期微小损伤信号敏感，能够在不影响待测设备运行状态的条件下完成损伤辨识。同时，受益于声发射传感器性能的优越性，声发射检测技术可以直接对设备整体进行检测，适用于一些复杂形状的设备，并且在进行声发射检测时检测过程不受检测现场环境的影响。



图 1-2 工业机器人拆解后的部件

工业机器人的减速机在长期高强度的运行过程中，内部构件可能会出现磨损缺陷、疲劳裂纹、螺丝松动、材料老化等问题，图 1-2 展示了一种工业机器人拆解后的零部件。声发射检测技术可以实时监测这些构件的完整性，因此，本论文将工业机器人减速机作为研究对象，通过采集工业机器人减速机在不同状态下运行的声发射信号，并深入研究声发射信号中蕴含的工业机器人减速机的运行状态信息，进而提出了基于声发射信号主成分分析的工业机器人减速机损伤检测研究。通过对比不同实验方案的结果，以及在不同分析方法的情况下对相同的实验方案进行分析比较等途径，对所提出的基于声发射信号主成分分析的工业机器人减速机损伤检测研究方法的可靠性予以证实。本研究通过实验结果证实了基于声发射信号主成分分析的工业机器人减速机损伤检测研究方法的可靠性。本论文的研究成果不仅推动了声发射技术在工业机器人损伤监测领域的进一步应用和发展，还为实现工业机器人的健康监测提供了重要的理论依据和技术支持。此外，本研究

进一步完善了工业机器人的健康监测方法，对工业机器人系统的安全性评估提供了重要的理论指导和实际应用价值。

1.2 工业机器人损伤研究现状

工业机器人的损伤检测与故障诊断是保障其可靠运行的关键。早在 1990 年，黄时聪等^[15]就对平面关节机器人的损伤检测方法及其实现进行了系统性阐述，为后续工业机器人的损伤研究奠定了基础。

近年来，随着工业机器人应用场景的复杂化，其减速机、行星齿轮箱等关键部件的故障诊断成为研究热点。金成功等^[16]针对工业机器人减速机振动信号的非平稳特性，提出了一种基于经验模态分解（Empirical mode decomposition, EMD）和深度卷积神经网络（Deep convolutional neural network, DCNN）的智能故障诊断方法。该方法首先通过 EMD 将振动信号分解为不同的模态分量函数（Intrinsic mode function, IMF），随后利用 DCNN 融合特征显著的 IMF 分量并自动提取特征，最终通过分类器实现行星齿轮箱故障的自动化诊断。实验结果表明，该方法能够准确、高效地对行星齿轮箱的工作状态和故障类型进行分类。包文杰等^[17]针对工业机器人运行状态不稳定的特点，提出了一种基于快速路径优化的自适应短时傅里叶变换时频分析方法。该方法能够有效提取减速机的转速信息，并通过参考转速对损伤信号进行角度域重采样和阶次分析，从而在变转速条件下实现减速机的损伤辨识。与传统短时傅里叶变换相比，该方法得到的时频分布能量更加集中，显著提升了诊断精度。金棋等^[18]利用多目标优化算法去除行星齿轮箱振动信号中的噪声干扰，并提取多样性故障特征。通过多响应线性回归模型集成这些特征，构建了多目标集成堆栈去噪自动编码器，并将其成功应用于行星齿轮箱的故障诊断。

在特征融合与分类方法方面，王二化等^[19]提出了一种主成分分析(Principal component analysis, PCA)与支持向量机（Support vector machine, SVM）相结合的齿轮箱故障特征融合方法。通过 BP 神经网络分类器对实验结果进行比较分析，发现 PCA-SVM 方法的诊断准确率显著高于单独使用 SVM 分类器的方法，且训练时间更短。谢锋云等^[20]进一步将 PCA 与双隐含层 RWPSO-BP 神经网络结合，不仅降低了数据处理的复杂度，还实现了对齿轮箱故障类型的准确识别。余震等^[21]设计了一种基于核主成分分析(Kernel principal component analysis, KPCA)和蚁群算法改进的极限学习机方法，实验结果表明，经过 KPCA 降维处理后，ELM 的分类

精度从 89%提升至 93%。

此外, Nguyen 等^[22]提出了一种结合自适应噪声消除技术 (Adaptive noise cancellation technology, ANCT) 和距离比主成分分析 (Distance ratio principal component analysis, DRPCA) 的齿轮箱故障诊断模型。该模型通过 PCA 选择最具辨别力的特征, 并结合距离比特征检测创建新的 DRPCA, 最终利用支持向量机分类器实现多故障类别的精确识别。周小龙等^[23]则提出了一种基于改进希尔伯特-黄变换与马氏距离相结合的齿轮故障诊断方法, 通过提取局部希尔伯特瞬时能量谱的最大峰值作为特征向量, 结合马氏距离实现了齿轮故障状态的准确识别。

声发射检测技术作为一种动态无损检测方法, 通过接收材料在形变或受力过程中释放的弹性波来检测损伤, 能够捕捉到减速机行星齿轮的早期损伤信息, 从而有效预防故障的发生。QU Y 等^[24]通过对比声发射检测技术与振动检测在相同采样频率下的诊断效果, 发现声发射技术能够精确区分齿轮的损伤程度。FERRANDO 等^[25]研究了负载和扭矩对风力涡轮机齿轮箱声发射信号的影响, 为降低维护成本和提高安全性提供了理论支持。张宇等^[26]利用声发射信号的幅值衰减特性简化了故障定位模型, 通过分析 AE 信号幅度随传播距离的指数衰减关系, 精准确定了故障行星轮的位置。LIU L 等^[27]提出了一种基于声发射技术和改进变分模分解 (Variational mode decomposition, VMD) 的行星齿轮箱早期故障检测方法, 通过能量熵分析 VMD 提取的固有模函数, 成功区分了齿轮箱的不同工作状态。

声发射信号容易被噪声淹没, 进而影响故障诊断的准确性。因此, 信号去噪是声发射检测技术的关键环节。HASSAN 等^[28]为了解决油气钢管道监测过程中采集的声发射信号的噪声问题, 提出了一种基于离散小波变换的声发射信号去噪方法。并结合粒子群算法优化了阈值的选择, 实验结果表明, 该方法对提高声发射信号的信噪比具有明显的优越性。LIU T 等^[29]提出了一种基于自编码器和小波包分解结合的声发射信号去噪方法, 通过实验验证了该方法在不同信噪比条件下的鲁棒性, 为发动机结构状态监测和故障识别奠定了基础。PRAJNA 等^[30]则提出了一种基于分数傅立叶变换 (Fractional fourier transform, FRFT) 的自适应噪声消除 (Adaptive noise cancellation, ANC) 方法, 通过实验验证了其在铅笔芯断裂、复合钻孔和混凝土压缩等场景中的有效性。然而, 传统小波包分解和离散小波变换的去噪效果受限于小波基函数和阈值的选择, 而分数傅立叶变换在表达信号局部特征方面存在不足。针对这些问题, 变分模态分解被引入声发射信号去噪领域。XU K 等^[31]提出了一种基于 VMD 去噪和 Aquila 优化器-卷积神经网络-长短期记忆

(AO-CNN-LSTM)的砂轮磨损识别方法,通过 VMD 算法对声发射信号进行去噪,显著提升了神经网络训练的准确度。JING Z 等^[32]则提出了一种基于 VMD 和希尔伯特变换的降噪算法,有效提高了供水管道泄漏检测的定位精度。

基于现有的研究成果,通过引入先进的无损检测技术,有望构建一套兼具高精度与高稳定性的结构损伤识别及状态监测系统。该系统的建立不仅能够推动损伤识别方法的创新发展,还将为后续相关研究提供重要的技术支撑和实践指导,从而促进工业机器人结构健康监测领域的持续进步。

1.3 声发射技术的研究现状

20 世纪初,随着材料科学的兴起,研究者们开始关注材料在受力的过程中发生的微观变化。20 世纪 50 年代初,德国科学家 Kaiser 在研究金属材料的形变过程中发现了声发射现象,并提出了“Kaiser 效应”,即材料在反复加载的过程中,在应力值未达到上次加载的最大应力之前不产生声发射信号^[33]。

20 世纪 60 年代,美国和苏联等国家的研究机构开始在实验室中对各种材料的声发射源物理机制进行深入探索,由此展开了对声发射现象的系统性研究。随后,美国和日本先后成立了声发射研究组织,推动了声发射技术在无损检测领域的发展。

20 世纪 70 年代初,由 Dunegan 等人研制出了首台实用型的声发射仪器^[34],标志着声发射技术从实验室走向实际应用的重大突破。Dunegan 等人通过采用更先进的压电传感器,改进了早期声发射设备的灵敏度和信号处理能力,使其能够更精确地检测材料在应力作用下产生的声发射信号。并且,改进后的声发射仪支持多通道同步检测,能够对大型结构或复杂材料进行更全面的监测。Dunegan 团队研制的声发射仪器被应用于金属、复合材料等在应力作用下的裂纹扩展和失效机制的研究,为现代声发射技术的发展奠定了坚实的基础,Dunegan 声发射仪的设计理念为现代声发射设备的研发提供了宝贵的理论依据。

20 世纪 80 年代初,美国 PAC 公司尝试将微处理计算机技术引入到声发射检测系统中,成功研发出了体积小并且轻量化的第二代声发射测仪。进入 20 世纪 90 年代,声发射检测技术开始作为一种成熟的无损检测方法,被广泛应用于石油化工、航空航天、土木工程、能源领域、地质领域、制造业以及科学研究等多个领域^[35]。

20 世纪 70 年代中国也开展了对声发射技术的研究,其中中国科学院沈阳金属

研究所、机械部合肥通用机械研究所、武汉大学等相继开展了对金属和复合材料的声发射特性研究，实现了对金属和复合材料的裂纹开裂点的实时测量和预报^[36]。20 世纪 80 年代，劳动部锅炉压力容器检测研究中心率先从美国 PAC 公司引进当时世界上最先进的 SPARTAN 源定位声发射检测设备。该机构凭借此先进设备，对国内的一部分石油和煤气公司的储罐、卧罐等压力容器进行了检测，成功积累了丰富的实用经验，为声发射技术在中国的发展奠定了坚实基础。随着声发射技术在中国的迅速发展，我国的广州声华公司、北京软岛公司和北京鹏翔科技有限公司等，陆续完成了多通道声发射采集与分析系统的设计开发。这些系统的体积更为小巧，运算速度也更快，不但能够完成声发射参数测量以及声发射源实时定位的任务，还可以实现声发射波形的显示、存储以及时频分析，从而促使声发射技术发展成为一种成熟的无损检测方法，进而在各个工业领域中得到了广泛应用^[37]。

1.4 论文主要内容和技術路线

论文第 1 章对本文的研究背景与意义、工业机器人的损伤研究现状和声发射技术的发展进行系统的概述。

第 2 章详细介绍了声发射技术（Acoustic emission, AE），系统的阐述了声发射现象的基本原理、声发射技术的概念及其具体的信号分析方法。从 AE 信号的产生机理出发，介绍了材料在微观层面和宏观层面产生声发射现象的机制。随后，详细介绍了声发射检测中常用的特征参数和两种精确的波形分析方法，这些方法能够提取出声发射信号中更丰富的信号特征，为 AE 信号的深入研究奠定坚实的基础。

第 3 章提出了一种基于声发射信号的 PCA-MD 减速机行星齿轮损伤辨识方法。通过计算特征值的累积贡献率，确定了前两个主成分能够有效表征声发射信号的主要特征信息，消除了特征之间的冗余信息，显著降低了数据处理的复杂程度，同时提升了信号分析的效率和精度。根据马氏距离（Mahalanobis distance, MD）判断结果，将 1.5 确立为判断行星齿轮健康状态的基准阈值。最终通过实验验证，损伤行星齿轮的 AE 信号与正常 AE 信号之间的马氏距离达到了 79.57，这一显著差异验证了本研究方法的可行性。

第 4 章以最小包络熵作为优化适应度函数，提出了一种基于常春藤优化算法（Ivy algorithm, IVYA）优化变分模态分解（Variational mode decomposition, VMD）的声发射信号重构方法。根据相关系数对 AE 信号进行重构，准确的提取出信号中

的主次要成分。通过对比 AE 信号不同特征向量在 SVM 中的模型识别准确率，确定了减速机行星齿轮损伤辨识的最优特征参数组合。结合重构前后 AE 信号的特征向量在 SVM 中的模型识别准确率最终确定了最优模型的识别准确率为 97.92%。

最后，对全文进行总结并对未来的研究进行展望。

本文的技术路线如图 1-3 所示。

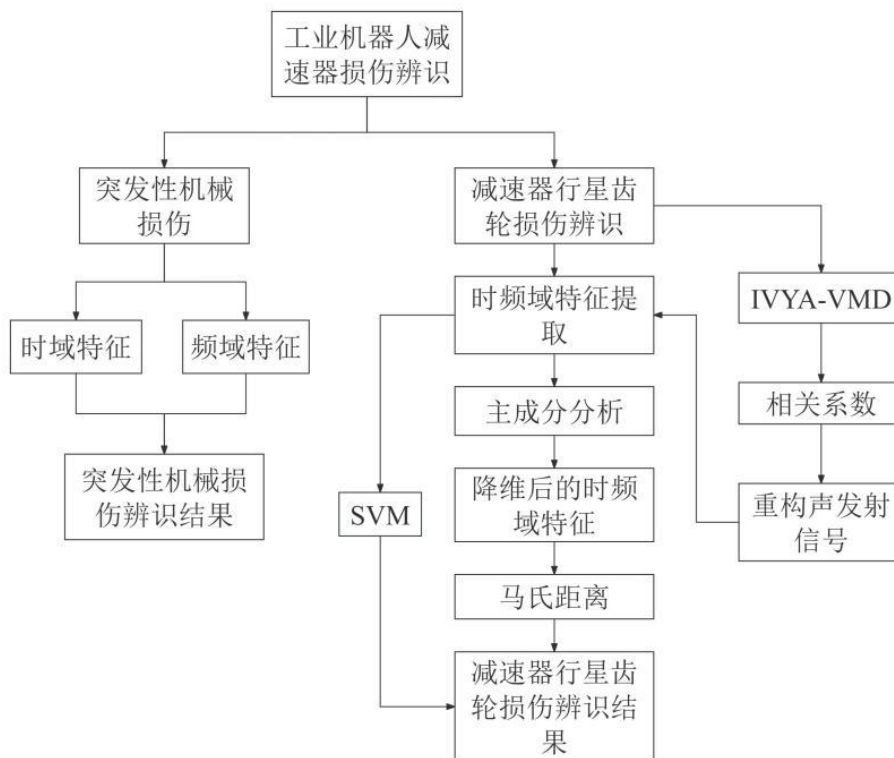


图 1-3 技术路线图

第2章 声发射基本理论

为了实现减速机行星齿轮轮齿的损伤辨识，需要选择一种高效、精准且适应性强的检测技术。声发射技术作为一种先进的动态无损检测方法，因其对材料缺陷的高度敏感性、对被测物体形状的超强适应性以及实时监测能力，使其在齿轮损伤辨识领域得到了广泛应用并取得了显著成果。本章将系统的介绍声发射技术的理论基础与应用方法。首先阐述声发射技术的基本概念及其检测原理，重点分析材料在应力作用下释放弹性波的物理机制。其次，从技术特点出发，详细论述其在齿轮损伤检测中的独特优势，包括对微裂纹的高灵敏度、对复杂结构的适应性以及实时动态监测能力。最后，深入探讨声发射信号的处理方法，涵盖信号采集、特征提取、模式识别等关键技术，为基于声发射技术的减速机行星齿轮轮齿损伤辨识提供坚实的理论支撑和实践指导。

2.1 声发射技术的概念

2.1.1 声发射现象

声发射现象在日常生活中普遍存在^[38]，例如树枝突然的折断声、岩石突然间的破裂声、剧烈的爆炸声等，这些自然现象中都存在着声发射信号。事实上，早在声发射概念正式提出之前，工程实践中就已经出现了通过听觉判断设备运行状态的经验方法，技术人员通过仔细聆听设备运行时的异常声响来定位故障位置。然而，这种方法存在明显局限性。大多数机械故障是由微小损伤的渐进累积所致，在此过程中材料释放的应变能极其微弱，产生的声音往往低于人耳可感知的范围，必须借助灵敏的检测设备来对材料进行相关检测。

声发射现象是指材料或构件在受力过程中因内部结构变化而突然释放应变能，并以弹性应力波形式向外传播的过程。声发射检测技术通过接收声发射信号，对材料或构件进行动态无损检测。基于这一原理发展起来的声发射检测技术具有独特的连续监测优势，能够实时捕捉结构内部的动态损伤演化过程。当被测对象受到外力或内应力作用时，其缺陷部位或应力集中区域会发生微观塑性变形或裂纹扩展，从而释放出特征弹性波。这些波动信号被高灵敏度传感器捕获后，通过分析信号的时域特征和频域特征，不仅可以评估缺陷的严重程度，还能识别缺陷的类型和性质。声发射现象通常被用于材料的损伤检测和结构健康检测领域，通过

分析声发射信号的特点和参数，可以识别材料或结构内部的缺陷、裂纹、疲劳损伤等情况，实现早期预警和预防措施。

2.1.2 声发射技术

声发射（Acoustic emission, AE）是指材料在局部区域内因能量快速释放而产生瞬态弹性波的现^[39]。作为一种无损检测方法，声发射检测通过对采集到的声波信号进行时域分析、频域分析和波形分析等信号处理方法，提取出能够反映材料状态的特征信息。在进行声发射检测的过程中，材料因损伤而释放的能量被视为声发射信号的声发射源^[40]。当金属材料受到应力作用产生裂纹或缺陷时，缺陷处会出现微小的位移和形变，这种形变会使金属材料内部的晶格位置发生变化，从而引起高频声波的产生和传播^[41]。这些弹性波以特定的传导速度和传播路径在材料内部传输，最终到达材料表面，由高灵敏度的传感器或检测器接收并进行信号分析。通过对声发射信号的特征提取和分析，可以精确判断材料中裂纹或缺陷的存在与否，并确定其具体位置、几何形态和尺寸等重要信息。

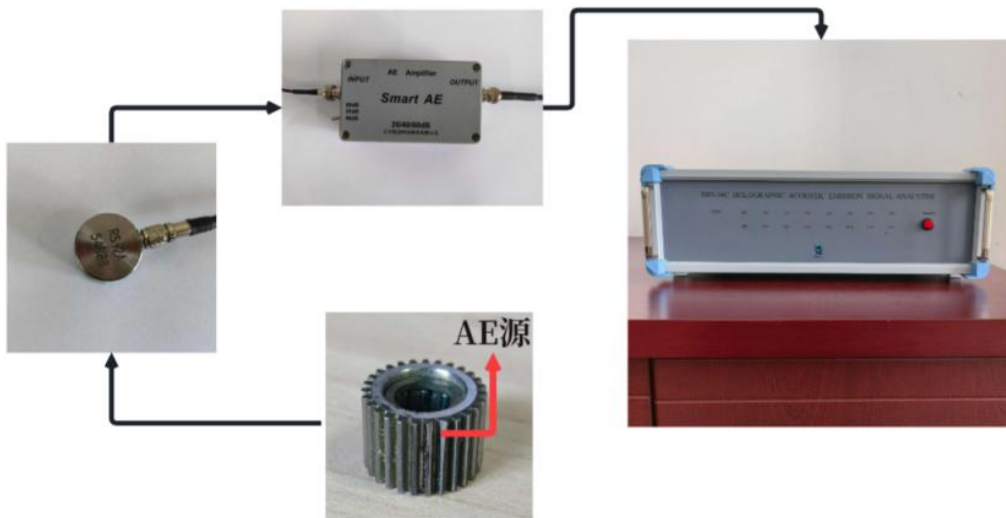


图 2-1 声发射检测技术的基本工作原理

如图 2-1 所展示的声发射检测技术的基本工作原理表明，一个完整的声发射检测系统主要由四个部分构成，包括声发射信号的产生、信号的采集、信号的转换以及数字信号的处理。典型的声发射检测系统包含以下几个核心组件：声发射传感器、数据传输线、信号放大器和声发射仪。其中，声发射传感器作为检测系统的前端采集元件，具有超强的灵敏度和信号抗干扰能力，能够在复杂的工程检测环境中准确捕获损伤信号。信号放大器负责对传感器采集的微弱信号进行放大处理。声发射仪负责信号的记录、存储和初步分析等功能，为后续的信号处理提供可靠的数据基础。

2.2 声发射信号的处理

2.2.1 声发射信号的处理方法

AE 信号处理的核心问题是对声发射仪采集的原始信号进行深入分析,以准确提取和识别出材料声发射源的信息。当前,声发射信号分析方法可分为两个主要类别:

第一类是基于 AE 信号的特征参数分析方法。该方法通过直接提取 AE 信号中的时域特征参数来评估声发射源的信息,主要特征参数包括累积振荡计数、累积能量率和信号幅值等参数^[42]。这些特征参数能够直观的反映声发射事件的强度和发展趋势。

第二类是基于 AE 信号波形的深度分析方法。这类方法主要采用傅里叶变换 (Fourier transform, FT)^[43]、小波变换 (Wavelet transform, WT)^[44]等信号处理技术,对存储的波形数据进行频域和时频域分析,从而提取信号中蕴含的更深层次的特征信息。此方法能够有效识别信号的频率成分和时变特性。

2.2.2 特征参数分析法

AE 信号的特征参数是用于描述和表征声发射事件特性的关键指标,这些参数能够反映材料的损伤状态和声发射源的特性。以下是 AE 信号常用的特征参数及其详细说明:

(1) 幅值:幅值是声发射信号波形在时域中的最大振幅值,其数值不受检测系统门槛电压的限制。幅值直接反映了声发射事件的强度,且幅值与声发射源释放的能量呈正相关关系,幅值越大表明声发射源释放的能量越高,因此幅值是评估材料损伤程度的重要指标。

(2) 上升时间:上升时间是指声发射信号从首次超过检测阈值到达到最大幅值所经历的时间间隔。上升时间有效的反映了声发射事件的动态特性,较短的上升时间通常表示声发射事件具有较高的突发性,这种信号特征往往与材料中突发性损伤事件有关。相反,较长的上升时间表示材料可能出现了渐进式的损伤。

(3) 能量:能量的大小通常通过积分信号幅值的平方计算得到,能量参数直接反应了声发射事件释放的总能量。能量值的大小与声发射源释放的能量呈正相关,能量值越大表明声发射源释放的能量越多。在实际应用中,能量参数与材料的损伤程度有显著的相关性关系,是评估材料损伤程度的重要指标,为材料的损伤程度分析和寿命预测提供的重要依据。

(4) 振铃计数：振铃计数是指单个声发射事件的信号幅值超过预设阈值的振荡次数。振铃计数反映了声发射信号的振荡特性，表示了声发射事件的复杂性和能量释放过程。振铃计数的多少与材料内部损伤的复杂程度有关。较高的振铃计数通常表示声发射事件具有较多的振荡成分，可能存在较为复杂的损伤问题，而较低的振铃计数表示材料可能出现了一些较为简单的损伤。

(5) 持续时间：持续时间是指单个声发射事件从信号首次超过阈值到最终回落至阈值以下的时间间隔，反映了声发射事件的持续时长和稳定性。持续时间与材料内部损伤的演化过程密切相关，较短的持续时间通常对应于突发性的微观损伤，较长的持续时间则可能预示着材料中出现了较大尺度的损伤扩展或复杂的损伤机制。

虽然特征参数在 AE 信号的分析中具有直观、高效等优点，但其应用仍存在一定的局限性。首先，AE 信号在传播和采集的过程中可能因材料的非均匀性、边界反射以及衰减效应等因素导致其波形失真，从而影响信号的完整性进而影响到特征参数的准确性。其次，通过特征参数对 AE 信号进行评估往往依赖于经验判断，尤其是在多参数联合评估时，如何科学的选择特征参数以及确定各参数之间的相互关系仍是一个有待解决的问题。这些问题在一定程度上限制了特征参数分析法的普适性和可靠性。

2.2.3 波形分析法

波形分析是通过相关的信号处理方法对声发射仪采集到的 AE 信号的波形进行分析的一种信号分析方法，主要用于对声发射仪记录的 AE 信号的波形进行分析。在声发射检测的过程中，当材料受到外力作用或材料内部产生裂纹时，材料本身会释放出微弱的声波信号，声发射传感器可以捕获这些信号并由声发射仪进行记录。波形分析法通过定量和定性分析声波信号的时域和频域特征，包括振幅、频率成分、持续时间、波形形态等参数，从而实现对材料损伤机理、损伤模式及损伤位置的精确识别。

AE 信号的波形中记录了声发射源的所有信息，通过对波形信号的分析，可以精准的对材料内部发生的变化进行评估。通过对波形信号的深入分析，可以准确评估材料内部结构的变化过程。然而，由于 AE 信号在时域上通常表现出复杂的特性，而且在时域上环境噪声和系统噪声的干扰严重影响检测结果，难以直接提取有效的损伤信息。因此，在时域分析的基础上，需要从频域分析的角度进一步分析信号特征。频域分析通过傅里叶变换将时域信号转换到频域中，其优势在于能

够将复杂的时域波形分解为若干具有明确物理意义的频率成分。这种时频转换简化了信号特征的提取过程，同时能够有效分离噪声和损伤信号。通过结合时域分析和频域分析，可以实现对 AE 信号的全面解析，为材料的损伤评估提供更精准的结果。

(1) 时频分析

时频分析法^[45]是一种结合时间与频率两种维度信息的信号处理技术，广泛应用于声发射信号的特征分析。在材料受力的过程中产生的声发射信号蕴含着完整的结构状态变化信息，如裂纹的萌生与扩展、疲劳损伤的演化、塑性变形等微观行为特征。该方法同时解析了信号的时域和频域特性，能够精准的提取声发射信号的瞬时频率变化特征。基于时频域分析，不仅可以确定声发射事件的发生时刻及其对应的频率，还能有效的识别出信号中各频率分量的时变特性。

(2) 小波分析

为克服傅里叶变换在处理非线性、非平稳信号时的局限性，Morlet 提出了具有多尺度分析能力的小波分析方法。该方法通过引入可调的时间-频率窗口，实现了信号在不同尺度下的自适应分解，能够同时获取信号的时域和频域特征。这一特性使小波变换特别适用于分析声发射等具有瞬态特性的非平稳信号。在声发射检测领域，小波分析与声发射技术的结合为材料微观力学的精确表示提供了新的方法。通过小波分解，可以深入分析声发射信号在各频段的能量分布情况，进而实现对材料损伤状态的评估。

2.3 本章小结

本章系统的阐述了声发射现象的基本原理、声发射技术的概念及其具体的信号分析方法。首先，从 AE 信号的产生机理出发，深入探讨了材料在微观层面和宏观层面产生声发射现象的机制。随后，详细介绍了声发射检测中常用的特征参数，包括振铃计数、能量计数、幅度、持续时间和上升时间等，重点阐述了每种方法的特点。此外，本章还介绍了两种波形分析方法，这些方法能够提取出 AE 信号中更丰富的信号特征，为 AE 信号的深入研究奠定坚实的基础。

第3章 基于声发射信号的 PCA-MD 减速机行星齿轮损伤辨识方法研究

在高强度的工业生产过程中，工业机器人传动系统中的减速机通常在低转速和高负载的条件下运行。因此，减速机内部的关键部件如太阳轮、行星轮和行星架等容易出现磨损和裂纹等损伤问题。这些早期微小损伤随着运行时间的累积可能发展成严重齿轮断齿等故障，进而影响到产品的生产质量，给企业造成一定的经济损失。为了研究减速机内部行星齿轮早期微小损伤的声发射信号辨识方法，将一个由伺服电机和减速机组成的工业机器人传动系统作为测试平台，并将声发射传感器布置在减速机上。通过模拟行星齿轮裂纹获取减速机行星齿轮损伤信号，为了获取 AE 信号的相关时频域辨识指标，分别从统计学和经验模态分解方法入手，计算 AE 信号的时频域特征指标，并通过主成分分析对这些特征进行降维处理。最后，通过马氏距离判断减速机的损伤情况。

3.1 工业机器人减速机行星齿轮声发射信号特征提取方法

3.1.1 频域指标

时频域指标^[46]是指信号在时频域上的特征参数，用来描述信号的时频域特征（如表 3-1 所示）。其中 x_i 为原始信号， $i=1, 2, 3 \dots N$ ， N 为信号的数据长度。

表 3-1 时频域特征参数的数学公式

时域指标	公式
均值	$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
绝对均值	$AM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
平均功率	$AVP = \frac{1}{T} \int_0^T [s(t)]^2 dt$
方根幅值	$RMS = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i ^k \right)^{\frac{1}{k}}$
峰值	$PE = \max(x_i)$

方差	$VA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
标准差	$STD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
偏斜度	$SK = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3$
峭度	$KU = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4$
峰值指标	$CRI = \frac{\max(x_i)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}}$
脉冲指标	$IMI = \frac{PE}{AM}$
裕度指标	$MAI = \frac{\max(x_i)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i }$
峭度指标	$KUI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3$

本研究选取了 13 个具有代表性的时域特征参数，包括均值、绝对均值、平均功率、方根幅值、峰值、方差、标准差、偏斜度、峭度、峰值指标、脉冲指标、裕度指标和峭度指标，构建了全面的减速机状态监测特征体系。这些特征参数从不同维度反映了减速机运行状态的变化趋势：绝对均值和方根幅值的显著减小往往预示着设备健康状态的异常，有效值作为衡量信号有效成分的关键指标，能够准确反映设备的工作状态，峰值和峰峰值分别表征了信号的最大振幅及其波动范围，是检测冲击和异常振动的有效指标，方差和标准差虽然都用于描述信号的离散程度，但标准差通过量纲归一化处理，使得不同信号间的对比更具实际意义。偏斜度和峭度分别刻画了信号分布的非对称性和尖峰特性，而偏斜度指标、裕度指标、峭度指标和脉冲指标对早期故障特征具有较高的敏感性。研究表明，这些特征参数不仅与减速机的运行状态呈现显著的相关性，而且各参数间同时存在一些相互补充的理论关系，为构建可靠的损伤辨识模型提供了多维度的特征支撑。

3.1.2 经验模态分解

经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) [47] 是由黄锬 (Norden E. Huang) 等人于 1998 年提出的一种强大的时频域信号分析方法。EMD 是一种基于数据驱动的自适应信号分解方法, 其核心优势在于无需预先定义基函数, 能够根据信号本身的特性进行自适应分解, 适用于非线性、非平稳信号的时频分析。EMD 的核心思想是将复杂的信号分解为若干个本征模态函数 (Intrinsic mode functions, IMF), 这些 IMF 能够反映信号的局部特征, 并且适合进行希尔伯特变换以获取瞬时频率。

在经验模态分解中, 对于输入的减速机声发射信号 $x(t)$, EMD 的分解步骤如下:

(1) 通过三次样条曲线将整段信号的极值点连接成包络线, 将所有的局部最大值连接作为上包络线, 局部最小值连接成下包络线:

(2) 计算出上包络线与下包络线的均值 $m_1(t)$:

$$m_1(t) = \frac{e_{\max}(t) - e_{\min}(t)}{2} \quad (3-1)$$

式中, $e_{\max}(t)$ 是信号上包络线的最大值, $e_{\min}(t)$ 是信号下包络线的最小值, $m_1(t)$ 是均值包络线。

(3) 从原始信号 $x(t)$ 中减去均值包络线 $m_1(t)$, 得到候选 IMF $h(t)$:

$$h(t) = x(t) - m_1(t) \quad (3-2)$$

(4) 判断 $h(t)$ 是否满足 IMF 的条件。如果不满足, 重复上述步骤, 直到 $h(t)$ 满足 IMF 条件:

(5) 将提取的 IMF 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来, 得到剩余信号 $r(t)$:

$$r(t) = x(t) - IMF(t) \quad (3-3)$$

式中, $IMF(t)$ 是满足条件的 $h(t)$ 。

(6) 将剩余信号 $r(t)$ 作为新的待分解信号, 重复上述步骤, 直到剩余信号为单调函数或无法再分解为止。

3.1.3 主成分分析

主成分分析 (Principal component analysis, PCA) [48] 是利用降维的思想, 通过线性变换将原始高维数据投影到低维空间中, 在损失很少信息的前提下把多个指标转化为几个综合指标的多元统计方法。PCA 的核心思想是将原始数据转换为一组新的正交向量, 转化成的正交向量称之为主成分, 其中每个主成分都是原始变

量的线性组合，且各个主成分之间互不相关，这就使得主成分比原始变量具有某些更优越的性能。这在处理高维数据时非常有用，可以降低数据处理的复杂程度，提高模型效率和精度。

主成分的提取步骤如下：

(1) 数据标准化

首先对原始数据进行标准化处理，消除原始数据之间不同量纲的影响。得到标准化后的原始数据特征参数矩阵，对原始数据进行标准化处理的公式如下：

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (3-4)$$

式中， x_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 个变量， μ_j 和 σ_j 分别表示第 j 个变量的均值和标准差。

(2) 计算协方差矩阵

PCA 的核心是计算原始数据标准化后的协方差矩阵。协方差矩阵反映了不同变量之间的相关性。对原始数据标准化后的矩阵 Z ，其协方差矩阵 C 的计算公式为：

$$C = \frac{1}{n-1} Z^T Z \quad (3-5)$$

式中， n 为样本数量。

(3) 特征值分解

对协方差矩阵 C 进行特征值分解，得到特征值 λ_i 。特征值表示对应主成分的方差，特征值的求解公式为：

$$|\lambda_i E - C| = 0 \quad (3-6)$$

式中， E 是与协方差矩阵 C 同阶的单位矩阵。

(4) 主成分计算

在对协方差矩阵 C 进行特征值分解得到矩阵的特征值 λ_i 后，运用特征值与矩阵之间的线性相关性，求出特征向量，也就是 PCA 的主成分 v_i 。特征向量的方向就是主成分在新维度空间中的方向。主成分的求解公式可以表示为：

$$\lambda_i \cdot v_i = C \cdot v_i \quad (3-7)$$

式中， v_i 是协方差矩阵的特征向量，也就是主成分分析提取出的主成分。

(5) 选择主成分

通过计算出主成分的累计贡献率来确定需要保留的主成分个数，累计贡献率的大小一般设定为 85%，当累计贡献率大于 85% 时认为所保留的主成分综合原变

量的能力最好，累计贡献率 ζ 的计算公式可以表示为：

$$\zeta = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (3-8)$$

式中， $k(k \leq n)$ 是累计计算的前 k 个主成分的个数， n 是全部主成分的数量。

(6) 数据投影

根据累计贡献率选择前 k 个主成分组成投影矩阵 W 。将原始数据 Z 投影到低维空间，得到降维后的矩阵 Y ：

$$Y = ZW \quad (3-9)$$

式中， Y 的每一列代表原始数据在新的维度空间的投影。

3.1.4 马氏距离

马氏距离 (Mahalanobis distance, MD) [49] 是一种基于样本分布特性的距离度量方法，由印度统计学家 P. C. Mahalanobis 于 1936 年提出。马氏距离不仅考虑了样本点之间的空间距离，还充分考虑了数据集的统计特性，能够有效处理不同维度间的相关性以及尺度差异问题。本实验通过计算不同信号特征之间的马氏距离判断减速机的健康情况。马氏距离的数学表达为：

$$MD = \sqrt{(V - \bar{V})E^{-1}(V - \bar{V})^T} \quad (3-10)$$

式中， V 是从齿轮磨损信号降维后的特征参数矩阵中随机抽取的一组行向量， $\bar{V}$ 是健康信号降维后特征参数矩阵的均值向量， E^{-1} 是健康信号降维后的特征参数矩阵的逆矩阵。

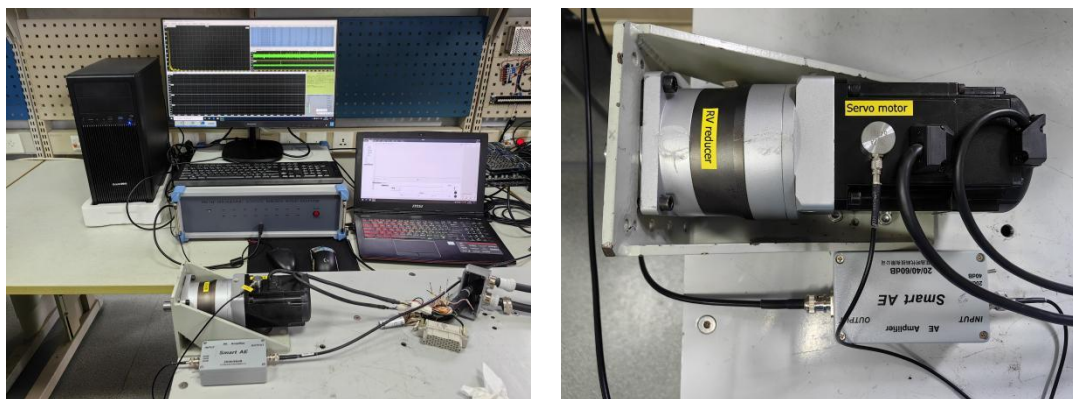
3.2 减速机行星齿轮损伤实验与分析

3.2.1 实验方案与声发射信号采集

实验数据采集平台采用北京软岛 DS5-16C 声发射仪，配合谐振频率为 150 kHz 的 RS-2A 声发射传感器，前置放大器的增益设置为 40 dB。实验采样频率设定为 3MHz，RS-2A 声发射传感器通过前置放大器连接至 DS5 声发射仪的 1 通道，以确保信号的高保真采集。

实验试件是由芜湖固高自动化技术有限公司提供的工业机器人传动系统测试装置。实验过程中，设定与太阳齿轮相连的伺服电机输入轴转速分别为 300 r/min、600 r/min、900 r/min 和 1200 r/min，以模拟不同工况下的减速机运行状态。实验共分为两个阶段。首先，采集一组减速机在正常工作状态下的声发射信号作为基准数据。随后，通过在减速机的一个行星齿轮上加工一个长度约 6 mm、宽度约 3 mm、

深度约 1 mm 的模拟裂纹损伤，以模拟实际工作中行星齿轮的裂纹故障，并采集减速机在损伤状态下工作时的 AE 信号。实验平台及传感器的布置如图 3-1 所示，通过对比正常状态与损伤状态下的 AE 信号特征，实现减速机行星齿轮的损伤辨识。



(a) 传感器的位置

(b) 传感器的位置

图 3-1 实验平台与传感器的布置

3.2.2 实验结果分析

在减速机的运行过程中，随着转速的增加，采集到的 AE 信号中环境噪声的干扰愈发明显，导致原始 AE 信号中损伤特征的提取难度增大。特别是在 1200r/min 的工作状态下，轮齿损伤的 AE 信号受噪声干扰最为严重。因此，本文以 1200r/min 工况下的 AE 信号为例，进行时频域分析。考虑到行星齿轮绕太阳齿轮中心旋转一周的时间为 0.15 s，本文截取了行星齿轮旋转两圈的数据（共计 3×10^5 个数据点）进行详细分析。图 3-2 展示了减速机行星齿轮在正常工作和损伤状态下的 AE 信号时频域波形图。通过对原始 AE 信号进行快速傅里叶变换，得到了两种状态下的频域图。从频域图中可以看出，减速机正常工作状态下的 AE 信号的主频为 39.5 kHz，而损伤状态下的主频为 16.33 kHz。值得关注的是，在损伤状态的频域图中出现了两次能量较高的谐波成分。所以，仅依靠时频特征分析难以准确辨识减速机行星齿轮是否发生损伤。

根据图 3-2-(a)中的时域图可知，减速机在正常工作状态下，AE 信号的波动呈现出相对平稳的特征，其幅值变化范围较小且无明显突变成分。这表明减速机内部各部件之间的啮合和传动处于稳定状态，未受到异常因素的干扰。然而，从图 3-2-(b)中的频域图可以看出，当减速机在行星齿轮磨损状态下工作时，AE 信号中出现了显著的突发性冲击成分，其幅值明显超出了正常状态下的波动范围。这种突变成分直观地反映了减速机在工作过程中受到了强烈的冲击作用，可能是由于行星齿轮损伤导致啮合不平稳或局部应力集中所引起。为了更加精确地研究减速

机在正常状态与损伤状态下的时频域特征差异,本章对减速机两种工况下的 AE 信号进行了详细的时频域指标计算。通过对比分析这些指标,可以进一步揭示减速机在不同状态下的动态特性差异,为故障诊断提供定量化的依据。

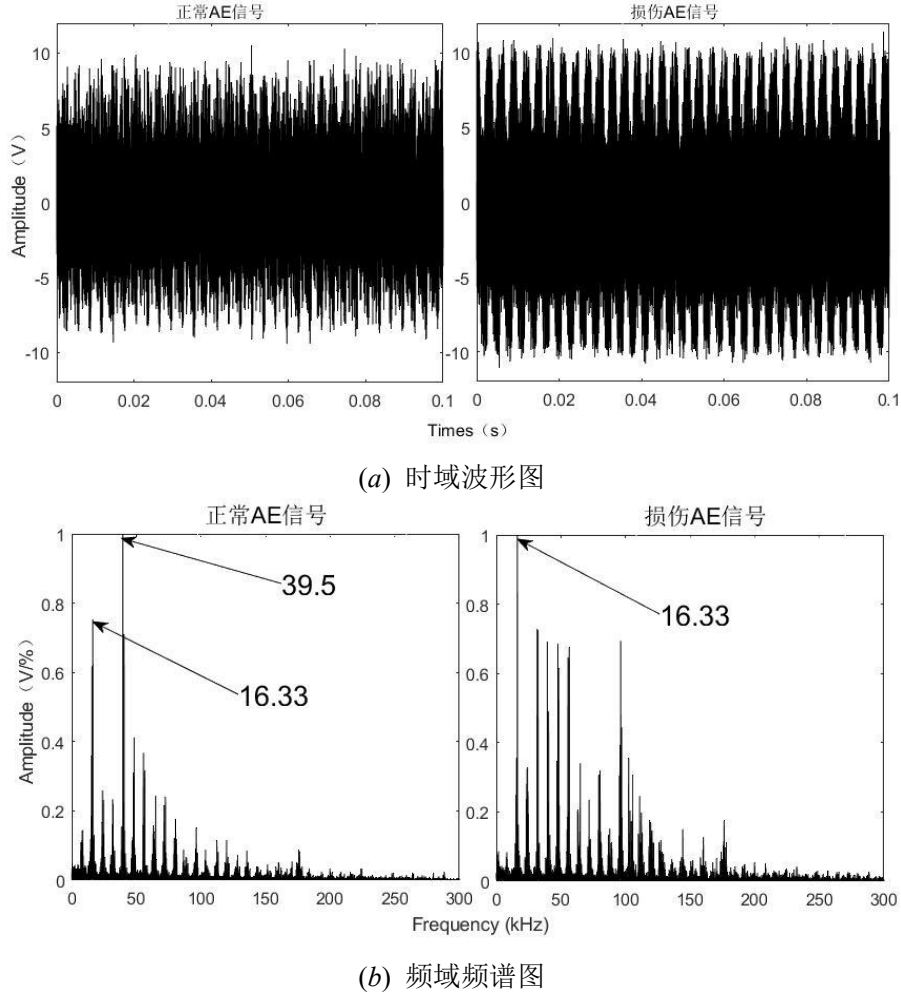


图 3-2 行星齿轮两种工作状态的原始波形和频谱图

鉴于单一的采用时频域特征参数对行星齿轮进行损伤辨识存在一定局限性,本研究采用 PCA 结合 MD 对减速机在正常与损伤两种工作状态下的时频域特征参数进行了深入分析与研究。

时频域特征参数与减速机的工作状态及健康状况具有极强的相关性。为提高损伤辨识精度并降低数据处理复杂度,本研究在进行马氏距离判别前,首先采用 PCA 对原始时频域特征参数进行降维处理。通过 PCA 提取特征参数的主成分后发现,在减速机行星齿轮的两种不同工作状态下,AE 信号时频域特征参数的前两个主成分累计贡献率超过 95%,如图 3-3 所示。这表明前两个主成分能够充分表征原始 13 维特征参数的主要信息。因此,本研究在采用 PCA-MD 方法进行减速机行星齿轮损伤辨识时,仅选取前两个主成分作为新的特征参数。

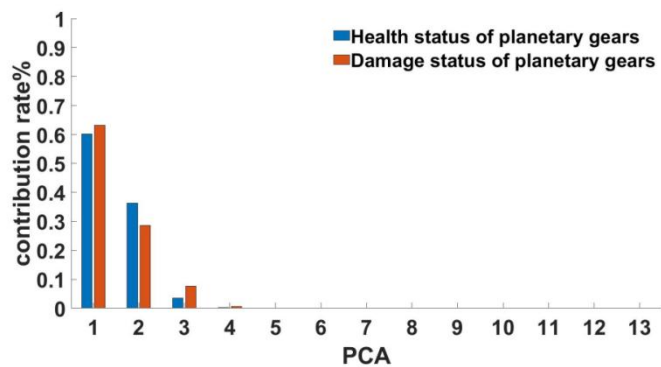


图 3-3 行星齿轮两种特征参数主成分的贡献率

根据公式（3-9）将原始数据投影到低维空间，得到降维后的参数矩阵，如表 3-2 所示。表 3-2 展示了行星齿轮在两种状态下 AE 信号特征参数经降维处理后的结果。该方法的应用不仅简化了数据分析的复杂程度，同时显著提升了损伤辨识的准确性。

表 3-2 PCA 降维后的特征参数矩阵

	正常		损伤	
5.603	-0.768	-7.791	0.526	
5.601	-0.767	-7.789	0.527	
5.596	-0.768	-7.783	0.528	
5.591	-0.765	-7.773	0.532	
7.340	-1.055	-12.499	0.559	
7.344	-1.058	-12.514	0.551	
7.346	-1.054	-12.532	0.546	
7.353	-1.054	-12.556	0.540	
8.418	-1.172	-11.572	0.042	
8.414	-1.173	-11.571	0.045	
8.412	-1.170	-11.568	0.046	
8.415	-1.171	-11.572	0.044	
8.881	-1.142	-11.496	0.111	
8.884	-1.144	-11.500	0.121	
8.882	-1.144	-11.480	0.120	
8.885	-1.142	-11.537	0.151	

通过公式(3-10)计算行星齿轮正常状态下的 AE 信号马氏距离，本研究发现减速机行星齿轮在正常运行时的马氏距离值稳定在 1.5 附近。这一数值被确立为判断行星齿轮健康状态的基准阈值。当检测到新的 AE 信号与正常 AE 信号之间的马氏

距离超过 1.5 时,即可判定行星齿轮可能出现损伤。在本实验中,损伤行星齿轮的 AE 信号与正常 AE 信号之间的马氏距离达到了 79.57,显著高于 1.5 的阈值水平。这一显著差异表明,基于声发射技术的 PCA-MD 方法能够有效识别行星齿轮的损伤状态。实验结果充分证实了该方法的可行性和可靠性,为行星齿轮的健康监测提供了一种有效的技术手段。

3.3 本章小结

本章节将声发射检测技术应用于工业机器人减速机的损伤辨识研究。通过高灵敏度的声发射传感器和先进的信号处理技术,成功实现了对行星齿轮损伤演变全过程的完整监测与记录。该方法突破了传统检测技术的局限性,能够有效识别材料在早期阶段产生的微小损伤,为工业机器人减速机的健康监测提供了更为精确和可靠的技术方法。

基于 PCA,根据累计贡献率确定前两个主成分能够有效表征声发射信号的主要特征信息。具体而言,前两个主成分的累积贡献率已达到 95%以上,充分保留了原始信号的关键特征,同时显著降低了数据维度。这种降维处理方法不仅有效消除了特征之间的冗余信息,而且大幅提升了信号分析的效率和精度。

本章节将 1.5 确立为判断行星齿轮健康状态的基准阈值。当检测到新的 AE 信号与正常 AE 信号之间的马氏距离超过 1.5 时,即可判定行星齿轮可能出现损伤。通过实验验证,损伤行星齿轮的 AE 信号与正常 AE 信号之间的马氏距离达到了 79.57,显著高于 1.5 的阈值水平。这一显著差异表明了本研究方法的可行性。

第4章 基于 IVYA-VMD 的工业机器人减速机行星齿轮损伤的声发射信号辨识研究

本章节针对减速机 AE 信号重构与损伤辨识的准确率展开研究。提出了一种基于 IVYA 算法优化 VMD 参数并结合相关性系数的 AE 信号重构方法。通过对比实验，将所提方法与原始 VMD、HO-VMD 和小波分解进行比较，并对重构后的 AE 信号特征参数做 PCA 降维处理，实验结果验证了所提方法的优越性。在此基础上，将第 3 章提出的时频域特征参数结合 SVM，确定了损伤辨识的最优模型。结果表明，所提出的方法在信号重构精度和损伤辨识准确率方面均得到了显著提升。

4.1 工业机器人减速机行星齿轮的损伤辨识方法

4.1.1 变分模态分解

变分模态分解 (Variational mode decomposition, VMD) [50] 是一种新兴的、完全非递归的信号分解方法，能够有效地将多分量信号自适应地分解为一系列具有特定稀疏性的本征模态函数 (Intrinsic mode functions, IMFs)。与传统的经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) [51] 相比，VMD 具有坚实的数学理论基础，能够克服模态混叠、端点效应等问题，在信号处理领域展现出巨大的应用潜力。

假设原始信号 $x(t)$ 是多分量信号，被分解为 k 个 $IMFs$ ，且各 IMF 的中心频率为 ω_k ，则构造的约束变分模型为：

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left(\sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left\{ \left[\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(k) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right) \\ s.t. & \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{aligned} \quad (4-1)$$

式中， $f(t)$ 为原始输入信号， $\{u_k\}$ 为全部 IMF 分量集合， $\{\omega_k\}$ 为各 IMF 对应的中心频率集合， $*$ 是卷积运算符号， $\delta(t)$ 是狄拉克函数， ∂_t 表示偏导运算。

为将 VMD 分解的约束性问题转化为非约束性问题，可以通过引入二次惩罚因子和拉格朗日乘子，将公式(4-1)从一个有约束最优化问题转换为一个无约束最优化问题。转换后的拉格朗日表达式为：

$$L(\{u_k(t)\}, \{\omega_k(t)\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_i \left\{ \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left[\lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right] \quad (4-2)$$

式中， $L(\bullet)$ 为拉格朗日函数。

分解模态数 K 和惩罚因子 α 是 VMD 分解中两个关键参数，需要预先通过经验人为地设定。设定参数的大小对分解效果有明显影响。如果 K 值设定过大，可能导致过分分解引入不必要的噪声信号和虚假分量；如果 K 值设定过小，则可能导致分解不充分，无法完全提取出信号特征。惩罚因子 α 的大小影响模态分量的带宽，过小可能导致模态混叠，产生过拟合现象；过大则可能导致信息丢失，产生欠拟合现象。因此，对分解模态数 K 和惩罚因子进行自适应优化，对提高变分模态分解的分解效果具有重要意义。

采用交替方向乘子法进行多次迭代，更新各个 IMF 及中心频率，以求解公式 (4-2) 的最优解。通过交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ_k^{n+1} 寻求 L 的鞍点，通过公式 (4-3) 将原始信号分解为 K 个模态分量。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4-3)$$

式中， $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 和 $\hat{x}(\omega)$ 分别表示信号 $\hat{u}_k^{n+1}(t)$ 、 $\hat{\lambda}(t)$ 和 $\hat{x}(t)$ 的傅里叶变换。

4.1.2 常春藤优化算法

常春藤优化算法 (Ivy algorithm, IVYA) [52] 是由 Mojtaba Ghasemi 等人在 2024 年提出的一种基于自然界中常春藤植物生长行为的元启发式优化算法。其灵感来源于自然界中的常春藤植物在生长的过程中寻找支撑物的行为，该算法是一种模拟了常春藤生长、攀附和传播三个生命阶段的新型智能优化算法。在算法中，常春藤个体在搜索空间中的位置代表了问题的决策变量的解。个体通过调整生长方向在求解空间中搜寻目标，以适应度值为评价指标，迭代得到问题的最优解。

IVYA 优化算法寻优过程共分为三个阶段，具体寻优过程如下：

(1) 生长阶段

与其他智能优化算法相同，首先将搜索个体随机的放置在搜索空间内，IVYA 在搜索空间中的初始位置数学描述如下：

$$I_i = I_{\min} + rand(1, D) * (I_{\max} - I_{\min}), \quad i = 1, \dots, Npop \quad (4-4)$$

式中, I_i 表示第 i 个候选解的位置, $rand(1, D)$ 表示在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机向量 D , $I_{\max}$ 和 $I_{\min}$ 分别代表搜索空间的上界和下界, $Npop$ 表示种群成员数。

常春藤种群中每一个候选解的生长速度的数学描述为:

$$\Delta Gv_i(t+1) = rand^2 \cdot (N(1, D) \cdot \Delta Gv_i(t)) \quad (4-5)$$

式中, 向量 $\Delta Gv_i(t)$ 和 $\Delta Gv_i(t+1)$ 表示离散时间系统(时刻 t 和时刻 $t+1$)的增长率, $rand$ 是区间 $[0, 1]$ 中的随机实数(即 $rand \in U[0, 1]$), $rand^2$ 是随机变量的随机数, 其概率密度函数等于 $1/2\sqrt{x}$ 。 $N(1, D)$ 表示维数为 D 的随机向量, 其分量是来自标准高斯(正态)分布的随机数。

(2) 攀附阶段

光合作用是常春藤生长过程中至关重要的能量来源, 直接影响其生物量的积累和攀附能力的形成。在原始森林的复杂生态环境中, 幼年常春藤为了获取充足的光照资源, 通常会表现出明显的趋光性生长行为。具体而言, 幼年常春藤会优先朝向距离较近且相对高大的植物(包括已成功攀附的老常春藤)所在位置生长。这种生长策略不仅能够帮助幼年常春藤快速接近光照充足的区域, 还能借助高大植物的支撑作用, 进一步提升其光合作用的效率。幼年常春藤朝向光源的方向进行攀爬和生长的数学表达由公式(4-6)和公式(4-7)表示:

$$I_i^{new} = I_i + |N(1, D)| \cdot (I_{ii} - I_i) + N(1, D) \cdot \Delta Gv_i, \quad i = 1, 2, \dots, Npop \quad (4-6)$$

式中, $|N(1, D)|$ 是矢量, 其分量是矢量 $N(1, D)$ 的分量的绝对值。

$$\Delta Gv_i = \begin{cases} I_i / (I_{\max} - I_{\min}), & Iter = 1 \\ rand^2 \cdot (N(1, D) \cdot \Delta Gv_i), & Iter > 1 \end{cases} \quad (4-7)$$

(3) 传播阶段

在常春藤种群中, 个体通过公式(4-6)和公式(4-7)确定最近且最优的攀附目标后, 其生长策略会进一步优化。随后, 该个体将尝试直接在种群中的最佳成员(即当前适应度最高的个体)周围寻找新的攀附目标。这一行为模拟了常春藤在自然环境中优先选择光照充足、支撑稳固的高大植物作为攀附对象的生态习性。这一过程的数学描述可以用公式(4-8)和公式(4-9)表示:

$$I_i^{new} = I_{Best} \cdot (rand(1, D) + N(1, D) \cdot \Delta Gv_i) \quad (4-8)$$

式中, I_{Best} 为整个常春藤种群的最优成员。

$$\Delta Gv_i^{new} = I_i^{new} / (I_{\max} - I_{\min}) \quad (4-9)$$

式中, ΔGv_i^{new} 表示 I_i^{new} 朝向种群中最佳成员的生长速率。

公式(4-8)定义了当前个体与种群最佳成员之间的距离关系, 公式(4-9)描述了

当前个体在最佳成员周围进行局部搜索的生长行为。这种策略不仅能够提高常春藤个体的生长效率，还能增强种群整体的适应能力，从而在复杂的自然环境中实现更优的资源分配。

在 IVYA 优化算法中，当成员 I_i 的目标函数值 $f(I_i)$ 小于 $\beta \cdot f(I_{Best})$ 时（ $\beta = (2 + rand)/2$ ），常春藤开始扩展树枝和叶子的宽度，否则常春藤将继续向上生长并爬升。在每次迭代完成之后，将之前的种群 $\vec{I}$ ，与迭代新生成的种群 $\vec{I}^{new}$ 合并，然后通过适应度值对合并后的种群成员按照从最优个体开始排序，排名最高的成员就是种群的最优成员，常春藤种群最优解的数学表达如下：

$$\vec{I} = [I_1^{M/S}, I_2^{M/S}, \dots, I_{Npop}^{M/S}] \quad (4-10)$$

4.1.3 常春藤优化变分模态分解

IVYA 优化 VMD 分解参数的核心是以最小包络熵^[53]为适应度函数，确定 VMD 分解的最优参数组合。最小包络熵是一种用于评估信号分解质量的度量标准，包络熵较低说明分量的时间序列的重复性较高，即序列的复杂性较低，包络熵异常高，说明该分量可能是虚假分量。信号的包络熵的表达式为：

$$H(u_i) = -\sum_{j=1}^n p(u_{ij}) \log_2(p(u_{ij})) \quad (4-11)$$

式中， u_i 是第 i 个 IMF， n 是 u_i 的数量， u_{ij} 是 u_i 的第 j 个样本， $p(u_{ij})$ 是 u_i 中值 u_{ij} 出现的概率。

信号每次迭代的包络熵表达式为：

$$\min_{K, \alpha} \varphi(K, \alpha) = \min_{K, \alpha} \left(\sum_{i=1}^K H(u_i) \right) = \min_{K, \alpha} \left(\sum_{i=1}^K \left(-\sum_{j=1}^n p(u_{ij}) \log_2(p(u_{ij})) \right) \right) \quad (4-12)$$

$s.t. K \in [3, 10]; \alpha \in [100, 2500]$

式中， $\min$ 表示最小化操作； $H(u_i)$ 是第 i 个 IMF 的包络熵。

IVYA 优化算法模拟了常春藤种群在自然界中的生长行为。种群中的常春藤个体代表了变分模态分解不同的参数组合，通过适当的映射将常春藤个体在搜索空间中的位置向量映射到 K 和 α 的取值范围。幼年常春藤负责探索新的参数空间区域，寻找可能使包络熵适应度函数值更小的位置。幼年常春藤根据成年常春藤或者距离较近的可攀附的植物的位置信息来更新自己的位置，以期找到更优的 K 和 α 组合。在每次迭代过程中，对每个常春藤个体所代表的 K 和 α 组合进行 VMD 分解，计算分解后模态分量的最小包络熵之和。随着迭代的进行，常春藤个体不断更新自己的位置（即更新 K 和 α 的值），最小包络熵的函数值不断更新优化。当算法达到最大迭代次数或者满足一定的收敛条件时，认为找到了最优或近似最

优的和组合，使得 VMD 分解后的模态分量包络商最小，从而实现对 VMD 参数的优化。

4.1.4 相关系数

为了更好的重构 AE 信号波形，根据每个 *IMF* 与原始信号的相关系数，选择符合条件的 *IMF* 进行重构，相关系数反应了变量 *x* 和 *y* 之间的线性关系程度，相关系数的值范围在-1 到 1 之间，越接近 1 表示两者之间的线性相关性越强^[54]。相关系数的计算方法如下式：

$$R = \frac{\sum_{t=0}^T x(t)y_i(t)}{\sqrt{\sum_{t=0}^T x^2(t)\sum_{t=0}^T y_i^2(t)}} \quad (4-13)$$

式中，*t* 为信号的采样时间，*x(t)* 为原始信号，*y_i(t)* 为各层 *IMF* 分量信号。计算出相关系数后，根据表 4-1 所示的值来确定变量之间的相关强度^[55]。

表 4-1 各变量之间的相关性强度

R	相关性
0.7-1.0	极强相关
0.5-0.7	强相关
0.3-0.5	中等相关
0.2-0.3	弱相关
0.0-0.2	极弱相关或无相关

4.1.5 IVYA 优化 VMD 分解流程

IVYA-VMD 利用 IVYA 算法搜索出分解层数 *K* 及惩罚因子 *α*，并通过最小包络熵确定最优的{*K*, *α*}。该算法的核心是以最小包络熵作为适应度函数，以此求得最优结果。最小包络熵是一种用于评估信号分解质量的度量标准，包络熵越低说明分量的时间序列的重复性较高，即序列的复杂性较低。这说明 VMD 在使用搜索到的{*K*, *α*}时的分解效果较为优越。当 IVYA 优化算法满足此算法的终止条件时，会输出 VMD 分解最终的最优参数组合{*K*, *α*}，最后选用该参数组合对信号进行分解。具体优化过程如下：

- (1) 初始化常春藤种群；
- (2) 以初始化的种群为基础，根据公式(4-5)更新常春藤的位置和生长方向；
- (3) 根据公式(4-12)计算种群中每一个个体的分解结果所对应包络熵值；

- (4) 对比各个包络熵值的大小，确定当下最小包络熵值，并更新个体极值和全局极值；
- (5) 根据公式(4-8)和公式(4-9)更新常春藤的位置和生长方向；
- (6) 重复步骤(4)；
- (7) 循环迭代直到迭代数到达预定最大值，跳出循环输入最小包络熵值和对应的最佳参数组合。

4.1.6 支持向量机

支持向量机 (Support vector machine, SVM) [56] 是一种基于统计学习理论的监督学习算法，由 Vapnik 等人于 1995 年提出。SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出色，并广泛应用于分类和回归任务。其核心思想是通过构建一个最优超平面，使得不同类别的样本之间的间隔最大化，从而提高模型的泛化能力。SVM 通过最大化分类间隔来增强模型的鲁棒性，同时通过引入核函数 (Kernel function) 将非线性问题映射到高维空间，使其在高维空间中线性可分，从而有效处理复杂的分类和回归问题。

本文选用多核支持向量机 (Multi-kernel support vector machine, MKSVM) 进行损伤辨识。多核支持向量机通过结合多个不同的核函数来提高支持向量机的性能，能够充分利用不同核函数的优势，适应复杂的数据分布。与单一核函数相比，多核支持向量机具有更强的表达能力和灵活性，能够更好地捕捉数据中的局部和全局特征，从而提高模型的预测精度和泛化能力。线性核函数作为局部核函数用于组合构建模型。线性核函数具有参数少、结构简单、运行速度快的特点，适用于处理线性可分或近似线性可分的数据。其表达式为：

$$K_1(x, x_i) = x^T x_i \quad (4-14)$$

式中， x 和 x_i 分别表示两个样本的特征向量。

通过引入拉格朗日乘子 δ_i 和 δ_i^* ，便可求解支持向量机的模型。此时通过线性核支持向量机得到减速机行星齿轮损伤状态预测结果可表示为：

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n (\delta_i - \delta_i^*) x^T x_i + b_1 \quad (4-15)$$

在本文中多核支持向量机的全局核函数选用径向基核函数，径向基核函数的表达式为：

$$K_2(x, x_i) = \exp\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{-2\sigma^2}\right) \quad (4-16)$$

通过引入拉格朗日乘子 δ_i 和 δ_i^* ，得到径向基核函数支持向量机的减速机行星齿轮损伤预测结果表示为：

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (\delta_i - \delta_i^*) \exp\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{-2\delta}\right) + b_2 \quad (4-17)$$

最后通过权重系数将不同核函数支持向量机的预测结果进行线性叠加，得到最后的工业机器人减速机损伤预测结果的数学描述为：

$$f(x) = q_1 f_1(x) + q_2 f_2(x) \quad (4-18)$$

式中， q_1 是线性核函数支持向量机预测结果的权重系数， q_2 是径向基核函数支持向量机预测结果的权重系数。

4.2 实验验证与分析

4.2.1 声发射信号的采集

实验现场见图 4-1-(a)所示，采用了北京软岛公司的 DS5-16C 声发射采集系统，配备了 RS-2A 型压电陶瓷传感器，其中心频率为 150kHz，频率响应范围为 0kHz~400kHz。采样频率设置为 3MHz，前置放大器的增益调至 40dB。本实验使用的减速机由芜湖固高自动化技术有限公司提供，实验使用的机械臂如图 4-1-(b)所示。实验设定与太阳齿轮相连的伺服电机输入轴转速为 300r/min、600r/min、900r/min 和 1200r/min。实验开始时，首先采集一组减速机正常工作状态下的信号作为标准信号，然后在减速机的一个行星齿轮上加工模拟一个长度约为 6mm，宽度约为 3mm，深度约为 1mm 损伤。



(a) 实验设备



(b) 实验对象

图 4-1 实验装置和实验对象

图 4-2 展示了行星齿轮在 4 种转速下，对应减速机行星齿轮正常和轮齿损伤两

种状态的 AE 信号时频图。由图 4-2-(a)可知当转速达到 1200r/min 时减速机行星齿轮轮齿损伤的 AE 信号受检测现场的环境噪声影响导致波形幅值超过 10V。由图 4-2-(b)可以得出，当转速达到 1200r/min 时，轮齿损伤信号的主频比正常信号的主频小，并且，在轮齿损伤状态下的 AE 信号在 600r/min 和 900r/min 时的主频几乎相同。所以，在减速机行星齿轮轮齿损伤的 AE 信号频域图中难以区分主要、次要和无关频率成分。因此，只对原始的 AE 信号进行频谱分析无法准确辨识减速机行星齿轮是否出现损伤。

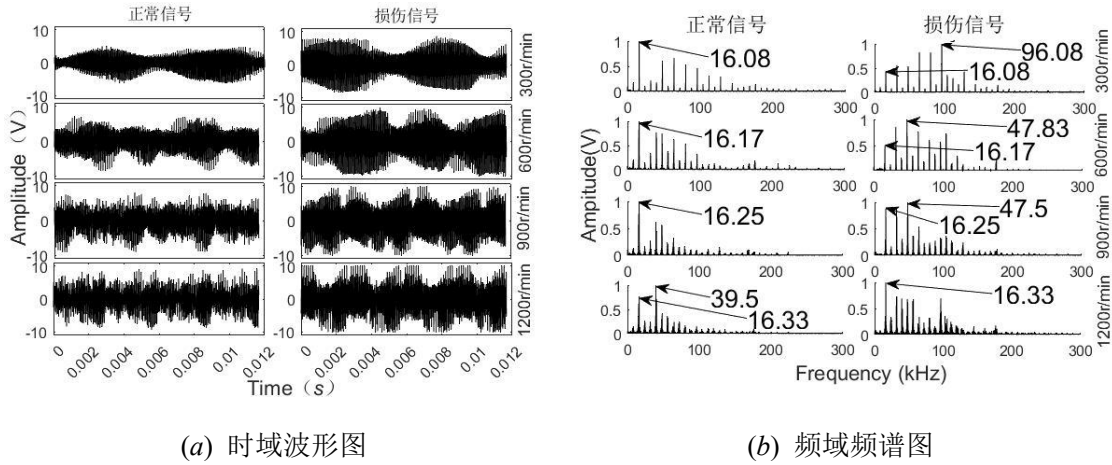


图 4-2 工业机器人机械轴故障信号的时域

4.2.2 声发射信号特征提取

在使用 VMD 对 AE 信号进行分解前，需要事先设定适当的模态数量 K 和惩罚因子 α 。这两个参数的选择对分解结果具有重要影响。如果 K 值设定过大，可能导致过度分解，引入不必要的噪声信号和虚假分量，从而降低信号特征提取的准确性，反之，如果 K 值设定过小，则可能导致分解不充分，无法完全提取出信号中的有效特征。惩罚因子 α 的大小则直接影响模态分量的带宽，若 α 过小，可能导致模态混叠，产生过拟合现象，使得分解结果中包含过多的冗余信息。若 α 过大，则可能导致信息丢失，产生欠拟合现象，使得分解结果无法充分反映信号的真实特征。因此，确定最佳的参数组合 $\{K, \alpha\}$ 是 VMD 在信号分解应用中的关键问题。

目前，常采用中心频率观察法^[57]来确定 K 值。该方法通过观察不同 K 值下的中心频率变化情况，选择中心频率分布较为均匀且无明显重叠的 K 值作为最佳模态数量 α 。然而，该方法存在一定的偶然性，且仅能确定模态数量 K ，无法同时确定惩罚因子 α 。因此，对于 VMD 参数的优化至关重要，需要一种能够同时优化 K 和 α 的方法，以确保分解结果的准确性和可靠性。为了解决这一问题，本文

以最小包络熵为适应度函数,采用常春藤优化算法优化 VMD 分解对采集到的声发射信号进行分解。最小包络熵作为优化适应度函数,能够有效衡量信号分解后的稀疏性和特征提取的充分性,从而指导参数优化过程。常春藤优化算法作为一种新型的智能优化算法,具有全局搜索能力强、收敛速度快等优点,能够高效地寻找到最佳的 $\{K, \alpha\}$ 组合。通过该方法,可以对采集到的声发射信号进行更为精确的分解,从而提高信号特征提取的准确性和后续分析的可靠性。下表 4-2 为 IVYA 算法的参数设置。

表 4-2 IVYA 算法参数

参数	参数设置
α 和 K 的下限	{100 3}
α 和 K 的上限	{2500 10}
Dim	2
T	20
N	10

本研究主要通过 IVYA 优化 VMD 的最优参数组合,即分解模态数 K 和惩罚因子 α , 所以优化变量 Dim 设置为 2。迭代次数的设置需要兼顾算法收敛效果与效率。迭代次数太少,算法可能无法搜索到 VMD 的最优解,迭代次数太多,会增加算法的计算时间。经反复调参多次试验,将最大迭代数目 T 设为 20 可使 IVYA 在合理时间内搜索到 VMD 的最优解。种群规模影响算法的搜索范围和收敛速度。规模较小,搜索空间有限,可能遗漏最优解,规模过大,计算复杂度会剧增,种群规模 N 设为 10,能在保证一定搜索广度的同时控制计算量,确保算法有效运行。分解模态数 K 值决定了 VMD 分析后得到的 IMF 分量的数目,如果 K 值设定过大,可能导致过分分解引入不必要的噪声信号和虚假分量,如果 K 值设定过小,则可能导致分解不充分,无法完全提取出信号特征。在本研究中, K 的下限设为 3,上限设为 10,在此范围内寻找合适的 K 值,以实现声发射信号的有效分解。惩罚因子 α 取值影响模态分量的带宽,与带宽成反比, α 设置过小可能导致模态混叠,产生过拟合现象;过大则可能导致信息丢失,产生欠拟合现象。本研究中 α 的下限设为 100,上限设为 2500。减速机 8 种 AE 信号的最小包络熵以及 VMD 分解的最佳参数组合如表 4-3 所示。

表 4-3 最小包络熵对应的 VMD 最佳参数

	转速 r/min	迭代次数	适应度值	K	α
正常	300	10	9.91	7	103

	600	8	9.35	4	300
	900	11	9.09	8	255
	1200	6	9.1	8	154
	300	6	9.29	8	116
损伤	600	9	8.98	6	117
	900	10	9.11	5	100
	1200	6	9.21	5	128

在使用 IVYA-VMD 方法分解得到多个 *IMF* 后, 使用公式(4-13)计算每个 *IMF* 与原始信号之间的相关系数, 减速机 8 种声发射信号的 *IMF* 与原始信号之间的相关系数如表 4-4 所示。当相关系数大于 0.5 时, *IMF* 与原始信号呈强相关, 反之, 呈弱相关或无相关。因此, 将阈值设为 0.5。根据表中的相关系数计算结果可知, 在不同的转速条件下, 减速机正常状态和损伤状态的声发射信号与其 *IMF* 表现出显著的相关性特征。在 300r/min 转速工况下, 减速机正常状态的声发射信号与 *IMF*6、*IMF*7 的相关系数均超过 0.5, 呈现强相关性。而在损伤状态下, *IMF*6、*IMF*7 和 *IMF*8 均与原始信号呈现强相关性。当转速提升至 600r/min 时, 减速机正常状态下的 *IMF*3 和 *IMF*4 与原始信号呈现强相关性, 而在损伤状态下的强相关 *IMF* 分量则转移至 *IMF*5 和 *IMF*6。随着转速继续升高至 900r/min, 减速机正常状态下的强相关 *IMF* 分量扩展至 *IMF*6、*IMF*7 和 *IMF*8, 损伤状态下的强相关 *IMF* 分量则集中在 *IMF*4 和 *IMF*5。在最高测试转速 1200r/min 工况下, 减速机正常状态下的 *IMF*7 和 *IMF*8 保持强相关性, 而损伤状态下的强相关 *IMF* 分量仍维持在 *IMF*4 和 *IMF*5。

表 4-4 相关系数结果

转速 r/min	齿轮 状态	相关系数							
		<i>IMF</i> 1	<i>IMF</i> 2	<i>IMF</i> 3	<i>IMF</i> 4	<i>IMF</i> 5	<i>IMF</i> 6	<i>IMF</i> 7	<i>IMF</i> 8
300	正常	0.02	0.06	0.13	0.26	0.46	0.63	0.71	-
	损伤	0.02	0.04	0.09	0.15	0.23	0.51	0.65	0.66
600	正常	0.04	0.29	0.73	0.75	-	-	-	-
	损伤	0.04	0.07	0.21	0.35	0.70	0.82	-	-
900	正常	0.03	0.04	0.05	0.13	0.27	0.59	0.77	0.62
	损伤	0.06	0.12	0.29	0.74	0.75	-	-	-
1200	正常	0.04	0.05	0.07	0.14	0.24	0.47	0.63	0.81
	损伤	0.06	0.12	0.29	0.61	0.84	-	-	-

在减速机的运行过程中, 随着运行速度的增加, 所采集的 AE 信号中包含的环境噪声越明显, 同时原始信号中的损伤信号越难提取。当减速机处于 1200r/min 的

工作状态时, 轮齿损伤的 AE 信号受到噪声干扰最为严重, 这给信号的准确分析带来了极大的挑战。为了验证 IVYA-VMD 方法在信号分解方面的优越性能, 选取 1200r/min 运行状态下的减速机行星齿轮轮齿损伤的声发射信号进行分解。在本次实验中, 截取 35000 个数据点作为分解样本, 以确保样本具有足够的代表性, 能够充分反映信号的特征。在运用 IVYA-VMD 方法对信号进行分解的过程中, 经过多次迭代发现, 在第 6 次迭代时成功找到了局部最小包络熵, 其最小包络熵值为 9.21, 意味着找到了最优的参数组合, 最优的参数组合为 $[K, \alpha] = [5, 128]$ 。基于这一最优参数组合, 对信号进行了 VMD 分解。分解结果如图 4-3 所示, 从图中可以清晰地看出, 经过 IVYA-VMD 方法分解后的各个模态分量之间界限分明, 任意两个模态分量都没有出现频率混叠或过分解的现象。这表明 IVYA-VMD 方法能够有效地将信号中的有用信息与噪声分离, 准确地提取出轮齿损伤的特征信息, 为后续的损伤辨识提供了可靠的数据支持。

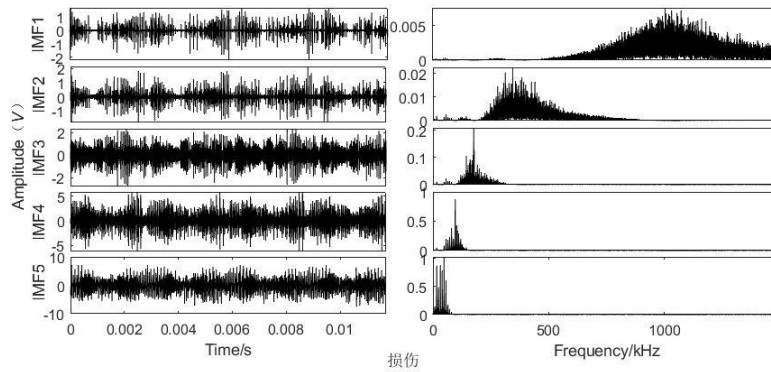


图 4-3 1200r/min 损伤 AE 信号 IVYA-VMD 分解结果

4.2.3 对比分析

在前期研究中, IVYA-VMD 结合相关系数的方法已成功从原始信号中分离出主次成分的中心频率。为进一步验证本文方法的可靠性, 本小节将采用原始 VMD 分解^[58]、HO-VMD^[59]和小波分解结合相关系数提取原始信号的主次要成分, 并与本文提出的方法进行对比分析。图 4-4 展示了原始 VMD 分解、HO-VMD 分解和小波分解对减速机在 1200r/min 下行星齿轮损伤状态下原始声发射信号的分解效果。通过这两种方法得到的 IMF 分解结果, 可以直观地观察到不同分解方法对信号成分提取的差异。

为了评估重构效果, 提取重构后 AE 信号的 13 个时频域特征参数, 通过 PCA 对特征参数进行降维处理。结果表明, 在行星齿轮损伤状态下, AE 信号的时频域特征参数具有显著的特征集中性。

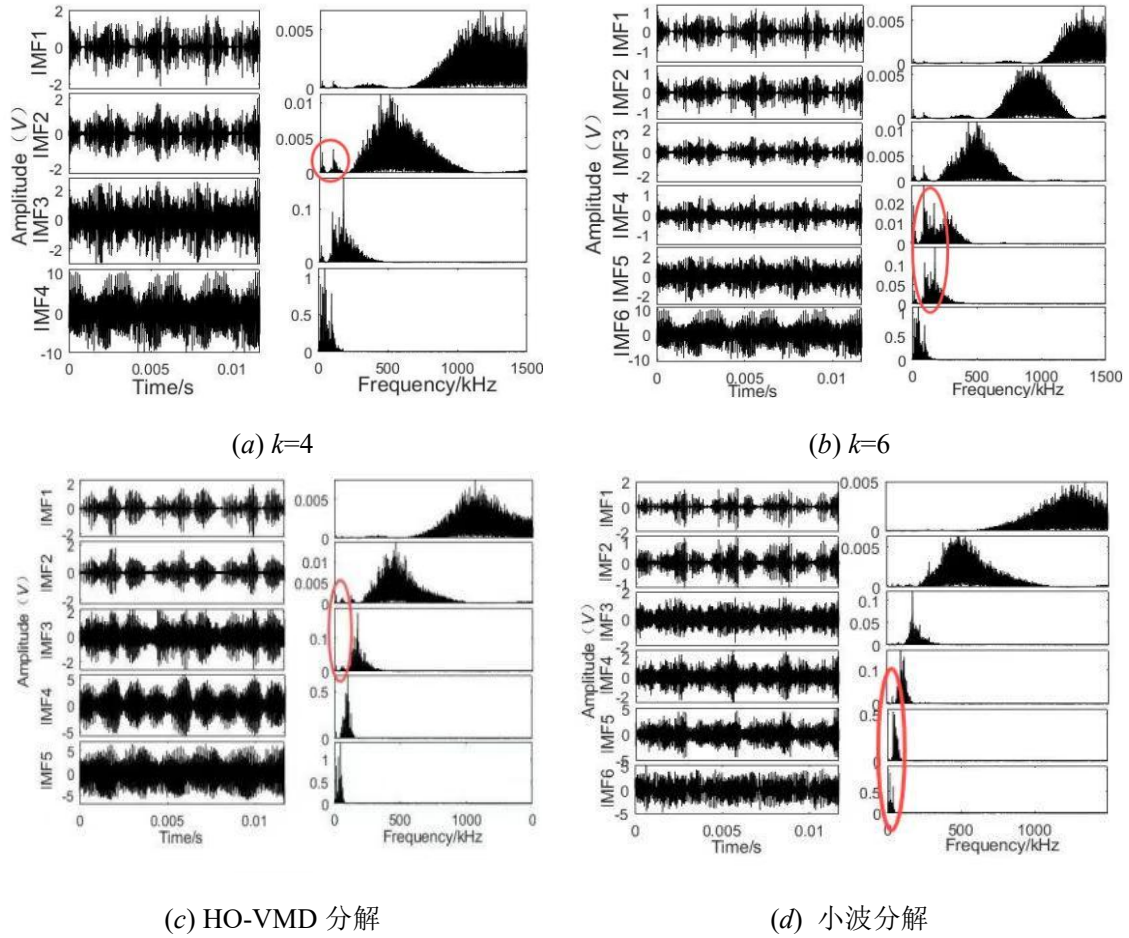


图 4-4 1200r/min 损伤 AE 信号的原始 VMD 分解和 HO-VMD 分解

前 4 个主成分的累计贡献率超过 95%，相比较第三章中的降维结果多了 2 个维度，说明经过 IVYA-VMD 重构后的 AE 信号不仅保留了原始信号中的关键信息，而且显著提升了特征信息的辨识度，这一现象证实了 IVYA-VMD 重构方法的有效性。经 PCA 降维后的特征参数如表 4-5 所示。

表 4-5 IVYA-VMD 重构后 AE 信号特征参数降维结果

正常					损伤		
-0.16	0.14	-0.07	-0.29	2.76	0.27	-0.18	-0.28
0.30	-0.28	0.19	-0.20	-6.57	-0.2	0.41	-0.21
0.035	0.038	0.035	-0.31	-1.16	0.039	-0.065	-0.3
0.013	0.63	-0.02	0.12	1.00	-2.50	1.86	1.77
0.098	0.15	0.022	-0.30	3.99	-0.042	-0.53	0.14
0.029	0.084	0.015	-0.31	-5.60	-0.086	-0.075	-0.3
0.035	0.038	0.035	-0.31	-5.42	-0.0012	-0.067	-0.31
0.14	0.15	0.025	-0.30	7.50	0.039	-0.065	-0.3
-0.18	0.028	-0.07	-0.30	-1.99	-0.13	-0.072	-0.3

-0.18	0.046	-0.06	-0.30	1.95	0.17	-0.007	-0.29
0.035	0.038	0.035	-0.31	4.6	0.24	-0.043	-0.29
0.029	0.084	0.015	-0.31	5.69	0.039	-0.065	-0.31
-0.02	0.64	-0.11	0.13	2.29	-0.0012	-0.068	-0.31
-0.83	-0.14	-0.23	-0.05	1.90	0.081	-0.65	0.12
-0.23	0.056	0.65	0.058	2.28	0.76	0.15	0.091
-0.21	0.104	0.66	0.00076	-3.87	0.41	0.13	0.12

通过公式(3-10)计算重构后行星齿轮正常状态下的 AE 信号马氏距离,发现重构后正常状态的马氏距离值稳定在 0.9 附近,较重构前降低了 0.6 的波动幅度。结果表明,经 IVYA-VMD 重构的 AE 信号提高了马氏距离的辨识精度,为后续损伤辨识提供了更准确的判断依据。这些结果证实了 IVYA-VMD 方法在提升 AE 信号质量方面的有效性。

为了研究特征参数对 SVM^[60]模型识别准确率的影响,选取振幅、振铃次数、能量和峭度作为 AE 信号的特征向量,并分别记为 a 、 b 、 c 三种组合。其中,特征向量 a 包含振幅、振铃次数、能量和峭度,特征向量 b 包含振幅、振铃次数、峰值和峭度,特征向量 c 则包含振幅、振铃次数、能量、峰值和峭度。每个 AE 信号样本由 2000 个数据点构成,涵盖了减速机在正常和损伤两种运行状态下的 4 种不同转速的声发射信号,共计 240 个样本。通过对所有样本进行特征参数计算,随机选取 144 个样本的特征向量作为训练集,96 个样本的特征向量作为测试集。将 8 种信号重构前后的特征向量输入到 SVM 模型中进行分类,测试集的分类准确率如图 4-5 所示。实验结果表明,样本 a 的测试集准确率为 87.5%,样本 b 的测试集准确率为 76.1%,样本 c 的测试集准确率最高,达到 97.9%。这一结果揭示了不同特征参数组合对模型性能的显著影响。

具体而言,样本 a 的准确率相对较低,主要是由于其特征参数中未考虑峰值的影响。峰值在减速机损伤状态下具有重要的诊断价值,尤其是在轮齿损伤加剧的过程中,会产生显著的峰值信号。忽略峰值参数会导致模型丢失关键损伤信息,从而降低损伤辨识的准确率。样本 b 的准确率进一步降低,原因在于其未包含能量参数。能量参数是衡量声发射信号中损伤事件强度的重要指标,反映信号的强度。随着减速机转速的增加,AE 事件的数量和强度均会显著增加,能量参数能够有效捕捉这些变化。因此,忽略能量参数会导致模型对损伤事件的敏感性下降,进而影响辨识准确率。相比之下,样本 c 的特征向量综合考虑了振幅、振铃次数、能量、峰值和峭度等多个关键参数,能够更全面地反映减速机的运行状态和损伤

特征。这种组合不仅捕捉了损伤过程中的峰值变化，还通过能量参数量化了损伤事件的强度，从而显著提升了模型的分类性能。实验结果表明，特征向量的合理选择对 SVM 模型的准确率具有决定性影响，尤其是在复杂工况下的损伤辨识问题中，综合多维度特征参数能够显著提升模型的鲁棒性。

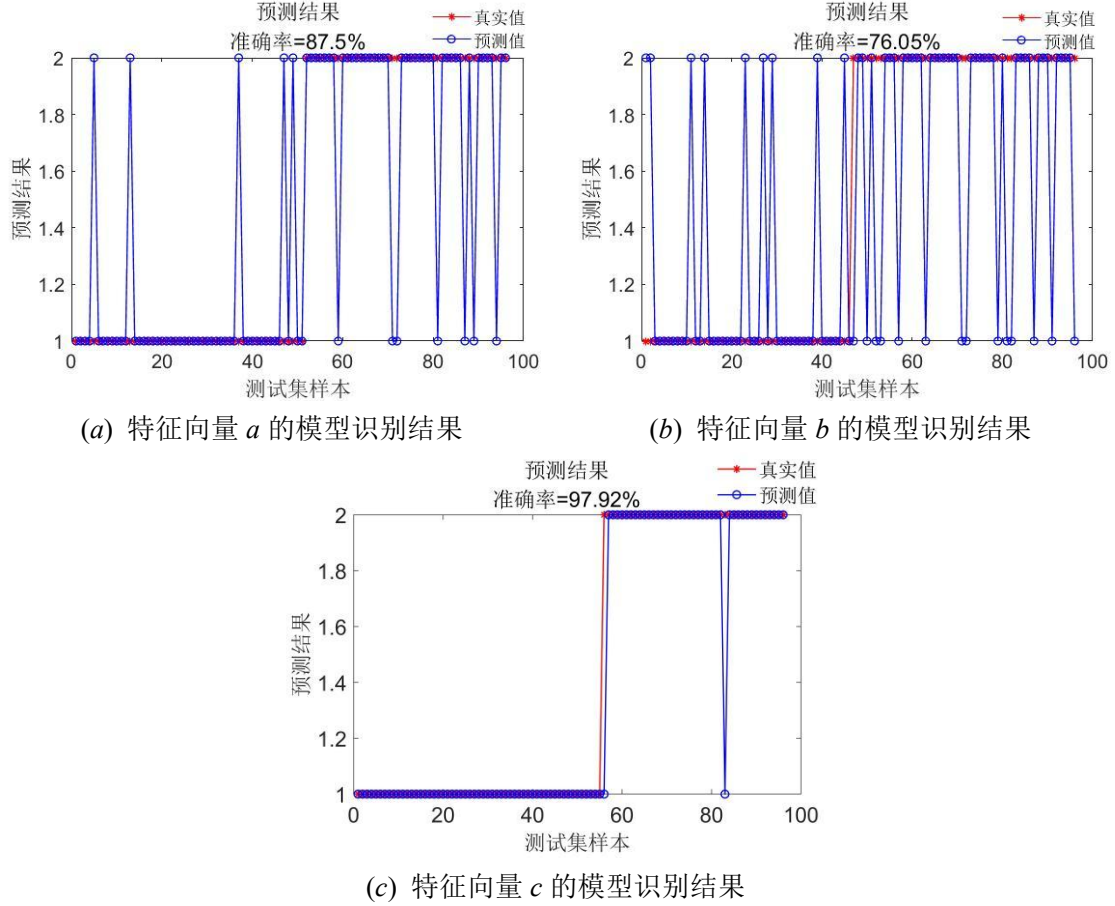


图 4-5 SVM 模型识别准确率

为了研究经过 IVYA-VMD 分解的 AE 信号对 SVM 模型识别准确率的影响，本研究以振幅、振铃次数、能量、峰值和峭度作为 AE 信号的特征向量^[61]。每个 AE 信号样本由 2000 个数据点构成，涵盖了减速机在正常和损伤两种运行状态、4 种不同转速下的 8 种 AE 信号，共计 240 个样本。通过对每个样本提取上述 5 个特征参数并组成特征向量，随机选取 144 个样本的特征向量作为训练集，96 个样本的特征向量作为测试集。将 8 种信号在 IVYA-VMD 重构前后的特征向量分别输入到 SVM 模型中进行分类，测试集的分类准确率如图 4-6 所示。实验结果表明，经过 IVYA-VMD 重构后的样本特征向量，其测试集准确率显著高于重构前的样本特征向量，提升幅度达到 11.46%。这一结果充分证明了 IVYA-VMD 方法在特征提取和信号重构中的有效性。IVYA-VMD 方法通过自适应分解和重构 AE 信号，能够更精确地提取信号中的关键特征信息，同时有效抑制噪声干扰。重构后的特征向

量不仅保留了原始信号中与损伤相关的关键信息如峰值和能量，还通过模态分解增强了特征的区分度，从而显著提升了 SVM 模型的分类性能。相比之下，未经重构的原始特征向量可能受到噪声和冗余信息的影响，导致模型在分类过程中难以准确捕捉损伤特征，进而降低了识别准确率。

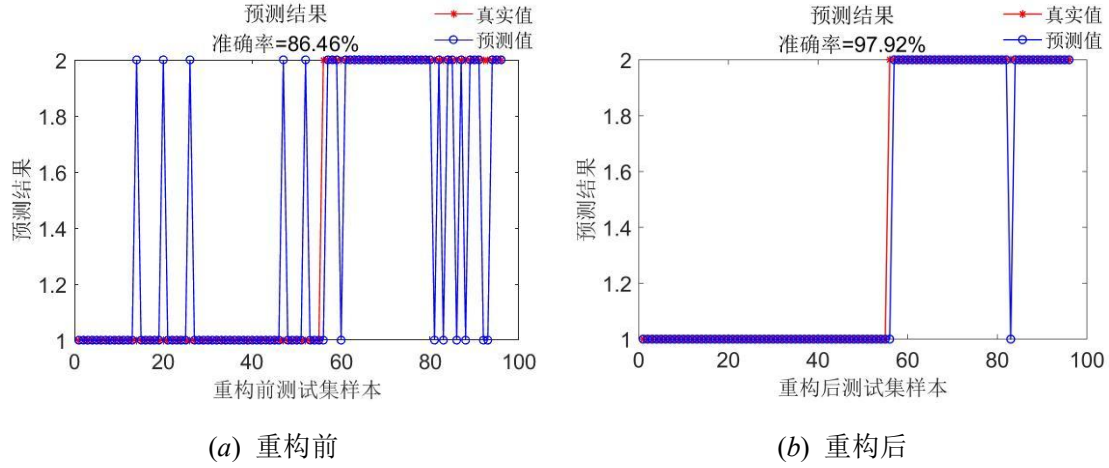


图 4-6 AE 信号重构前后的 SVM 模型识别准确率

4.3 本章小结

本章节以最小包络熵作为优化适应度函数，采用常春藤优化算法对 VMD 分解进行优化，从而确定 VMD 的最佳模态个数 K 和惩罚因子 α ，有效地避免了 VMD 分解时造成的过分解和欠分解情况。确定最优参数后，结合相关系数对声发射信号进行重构，能够准确提取信号中的主次要成分为后续的特征提取和故障诊断提供了高质量的数据基础。

通过对比发现，原始 VMD 分解和 HO-VMD 分析法对声发射信号主次要成分的提取不够准确，两种分解方法在分解的过程中均出现了过度分解的情况。将重构后的信号特征通过 PCA 降维处理后，发现重构后的信号特征需要保留 4 个维度才能表示原始信号 95% 的信息，相比较第三章中的降维结果多了 2 个维度，说明 IVYA-VMD 重构后的 AE 信号显著提升了特征信息的辨识度，本章节通过对比 AE 信号不同特征向量在 SVM 中的模型识别准确率，确定了减速机行星齿轮损伤辨识的最优特征参数组合。结合重构前后 AE 信号的特征向量在 SVM 中的模型识别准确率最终确定了最优模型的识别准确率为 97.92%。

研究结果表明，本文所提出的信号分析方法能够有效识别减速机的损伤状态，识别准确率达到 97.92%。同时，所提出的基于 IVYA-VMD 的信号重构方法可有效

去除信号中的实验噪声，为减速机的损伤辨识提供了可靠的技术支持。通过与传统方法对比，本方法在损伤识别精度上提高了 11.46%，具有显著的优越性。

第 5 章 总结与展望

5.1 全文工作总结

随着科技进步和社会生产力的发展，工业机器人作为现代化智能制造体系的核心组成部分，在推动工业生产自动化的进程中发挥着重要的作用。然而，由于工业机器人长期在低转速和高负载的工况下运行，其机械结构容易产生疲劳损伤，不仅会降低产品加工精度，影响生产质量，严重时可能对现场操作人员造成重大人身伤害，甚至引发不可挽回的安全事故。因此，建立有效的工业机器人结构损伤辨识技术，对于预防重大工业事故、确保机器人系统安全稳定运行具有重要意义，也是实现智能制造高质量发展的保障。

然而，在实际的工程应用中，由于采集到的声发射信号往往呈现出非线性和非平稳的特征，导致难以直接从中提取有效的损伤特征信息。同时，原始的声发射信号中存在强烈的背景噪声干扰，进一步增加了损伤特征信号辨识的难度，也给信号特征提取带来了巨大挑战。因此，深入研究声发射信号处理方法，是基于声发射技术实现工业机器人损伤辨识的关键前提。基于以上问题，本研究以工业机器人为研究对象，重点开展声发射信号分析与处理方法的研究，创新性地提出一种基于声发射信号时频域特征的损伤辨识方法。通过系统的实验验证和对比分析，对所提出的声发射信号处理方法及其在工业机器人损伤辨识中的应用效果进行验证。本研究的开展不仅有助于声发射信号处理的理论研究，而且可为声发射技术在工业机器人损伤识别领域的工程应用提供新的研究方法和技术参考。

本论文的主要工作和贡献如下：

(1) 提出了一种基于声发射信号的 PCA-MD 工业机器人减速机行星齿轮损伤辨识方法。该方法充分利用声发射信号对早期损伤敏感的特性，实现了行星齿轮早期损伤信号的有效采集与完整保存。通过主成分分析对信号特征参数进行降维处理，有效剔除了数据中的冗余信息，显著提升了数据分析效率。在此基础上，结合马氏距离判别方法构建了损伤辨识模型，实现了行星齿轮损伤信号的准确识别。结果表明，该方法在保证损伤辨识精度的同时，降低了数据处理的复杂程度，为工业机器人减速机的早期损伤辨识提供了一种有效方法。

(2) 提出了一种基于常春藤优化算法改进的变分模态分解 (IVYA-VMD) 方法，用于工业机器人减速机声发射信号的损伤特征提取。该方法通过优化 VMD 分

解过程中的模态数量和惩罚因子,有效解决了传统 VMD 方法存在的过分解和欠分解问题,实现了信号主次成分的精确分离,为后续特征提取和故障诊断提供了高质量的数据基础。采用 SVM 分类模型,通过对比分析不同特征向量的识别准确率,确定了减速机行星齿轮损伤辨识的最优特征参数组合。结果表明,基于 IVYA-VMD 的信号重构方法能够有效去除信号中的噪声干扰,显著提升了损伤特征提取的精度。

本论文的主要创新点如下:

(1) 提出了一种基于 PCA 的声发射信号特征参数降维方法,降低了数据处理的复杂程度,提高了损伤辨识精度;

(2) 将最小包络熵作为优化适应度函数,采用 IVYA 优化算法对 VMD 分解的参数进行优化,克服了传统 VMD 分解的局限性;

(3) 根据 IMF 与原始声发射信号之间的相关系数选择重构的 IMF,提高了 SVM 损伤辨识模型的准确率;

(4) 设计的损伤辨识模型的准确率达到 97.92% 以上,极大地提高了工业机器人故障诊断的准确性和可靠性,能够有效降低工业生产中的设备故障率和维护成本。

5.2 未来展望

随着智能制造技术的快速发展,工业机器人作为现代制造业的核心设备,其应用范围已从传统的汽车制造、电子装配等领域拓展至航空航天、医疗器械等高端制造领域。在这一背景下,保证工业机器人运行的可靠性和稳定性已成为提升企业竞争力的关键。声发射技术凭借其超高的灵敏度、实时在线监测能力以及对动态损伤的识别优势,在工业机器人的损伤检测与健康状态评估中展现出显著优势。由于作者受到研究时间、学术水平以及科研条件等因素的限制,随着研究的持续推进,作者深刻认识到,在后续的研究过程中,以下几个方面仍有待进一步深入探索。

(1) 在声发射信号的处理与分析方面仍存在关键技术瓶颈。例如,工业现场复杂的机械振动噪声严重影响了信号的信噪比,传统去噪方法难以有效提取微弱损伤特征。由于损伤演化过程的随机性,导致特征参数与损伤程度间的映射关系难以准确建立。未来,将致力于开发更为智能的信号处理算法,如基于深度学习的神经网络算法。

(2) 声发射特征参数在反映工业机器人损伤状态时存在一定的局限性。未来, 多源信息融合技术将成为发展的重点方向, 可通过构建多物理场协同监测系统, 将声发射信号与振动、温度、应变等多元异构信号进行深度融合, 实现对损伤的全方位、多角度监测。

(3) 声发射仪是声发射技术应用的核心部件, 其性能的优劣直接影响检测结果的质量。未来, 将不断涌现出新型的声发射仪, 具有更强的稳定性和抗干扰能力。

参考文献

- [1] ZHANG H, DING Y, NIU J, etc. How artificial intelligence affects international industrial transfer - Evidence from industrial robot application[J]. Journal of Asian economics, 2024, 95: 101815.
- [2] 李元晖, 汤凯. 人工智能对流通业韧性的影响效应及作用机制——来自工业机器人应用的证据[J]. 商业经济研究, 2025, (05): 169-172.
- [3] 张杰. 智能制造中工业机器人故障诊断技术分析[J]. 家电维修, 2025, (01): 116-118.
- [4] 樊家伟, 郭瑜, 尹兴超. RV 减速机行星齿轮及摆线齿轮局部故障 IAS 响应分析[J/OL]. 振动工程学报, 1-10[2025-03-06].
- [5] 景强, 杨振波, 麦权想, 等. 基于磁吸附爬壁机器人的钢箱梁表面涂层多维原位无损检测技术[J]. 涂料工业, 2024, 54 (S1): 60-67+80.
- [6] 涂思敏, 陈振华, 章俊燕, 等. 飞机平尾夹芯蜂窝复合材料结构的超声智能检测技术[J/OL]. 复合材料科学与工程, 1-9[2025-03-06].
- [7] 梅兰, 文杰, 罗杰, 等. 数字射线检测核级管道焊缝缺陷模拟研究[J/OL]. 核电子学与探测技术, 2025, (04): 1-6.
- [8] 陈翠丽. 轴承磁粉检测磁悬液质量控制方法[J]. 无损探伤, 2025, 49(01): 44-48.
- [9] 霍朝阳. 工程实践中磁粉检测与渗透检测的选择[J]. 石油化工技术与经济, 2024, 40(06): 47-50.
- [10] 田勔, 赵刚, 王大臣, 等. 轨道车辆转向架焊缝深层涡流检测试验研究[J]. 机车车辆工艺, 2025, 61(01): 47-49.
- [11] 林志聪, 陈舒静, 陈积常. 基于集中扩散金字塔网络的红外船舶检测模型[J/OL]. 无线电通信技术, 1-13[2025-03-06].
- [12] 魏明江, 战卫侠, 尚允坤, 等. 钢丝绳断丝漏磁场分布规律三维动态仿真分析[J/OL]. 工矿自动化, 1-8[2025-03-06].
- [13] 康立贵, 丁超, 罗布次仁, 等. 一种用于电梯钢丝绳锈蚀度检测的反射式光纤传感器[J/OL]. 激光杂志, 1-5[2025-03-06].
- [14] 庞博, 卢燃. 基于声发射技术的发动机星型齿轮磨损程度检测方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(02): 115-118+131.
- [15] 黄时聪, 韩志新. 机器人故障诊断的研究[J]. 计算机应用, 1990, (04): 35-39.

- [16]金成功. 基于 CEEMDAN 能量熵和马氏距离的齿轮箱轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2020, 48(16): 218-223.
- [17]包文杰, 涂晓彤, 李富才, 等. 参数化的短时傅里叶变换及齿轮箱故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2020, 40(02): 272-277+417.
- [18]金棋, 王友仁, 王俊. 基于深度学习多样性特征提取与信息融合的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(02): 196-204.
- [19]王二化, 刘颀. 基于 PCA 和改进型 SVM 的齿轮裂纹故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2021, 37(02): 83-87+91.
- [20]谢锋云, 董建坤, 王二化, 等. 基于双隐含层 RWPSO-BP 神经网络的齿轮箱故障诊断研究[J]. 现代制造工程, 2021(06): 155-160.
- [21]余震, 于春霞, 张建国. 基于 PCA 和 ACA 改进 ELM 算法的齿轮箱故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(06): 94-97.
- [22]NGUYEN C, KIM C, KIM J. Gearbox fault identification model using an adaptive noise canceling technique, heterogeneous feature extraction, and distance ratio principal component analysis[J]. Sensors, 2022, 22(11): 4091.
- [23]周小龙, 刘薇娜, 姜振海, 等. 基于改进 HHT 和马氏距离的齿轮故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 218-224.
- [24]QU Y, HE D, YOON, J, etc. Gearbox tooth cut fault diagnostics using acoustic emission and vibration sensors - A comparative study[J]. Sensors, 2014 14(1), 1372-1393.
- [25]FERRANDO C, ANDICOBERRY E, KAPPATOS V, etc. An experimental study on the applicability of acoustic emission for wind turbine gearbox health diagnosis. journal of low frequency noise[J]. Vibration and active control, 2016, 35(1): 64-76.
- [26]张宇, 卢文秀, 褚福磊. 基于声发射衰减特性的故障行星轮定位研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(03): 14-19.
- [27]LIU L, CHEN L, WANG Z, etc. Early Fault Detection of Planetary Gearbox Based on Acoustic Emission and Improved variational mode decomposition[J]. IEEE sensors journal, 2021, 21(2): 1735-1745.
- [28]HASSAN F, RAHIM L, MAHMOOD A, etc. A hybrid particle swarm optimization-based wavelet threshold denoising algorithm for acoustic emission signals[J]. Symmetry, 2022, 14(6): 1253.

- [29]LIU T, JIN Y, WANG S, etc. Denoising method of weak fault acoustic emission signal under strong background noise of engine based on autoencoder and wavelet packet decomposition[J]. Structural health monitoring, 2023, 22(5): 3206-3224.
- [30]PRAJNA K, MUKHOPADHYAY C. Fractional fourier transform based adaptive filtering techniques for acoustic emission signal enhancement[J]. Journal of nondestructive evaluation, 2020,39: 14.
- [31]XU K, FENG D. A method for identifying the wear state of grinding wheels based on VMD denoising and AO-CNN-LSTM[J]. Applied sciences. 2024, 14(9): 3554.
- [32]JIANG Z, XIE J, ZHANG J, etc. Denoising Method of pipeline leakage signal based on VMD and Hilbert transform[J]. Journal of sensors, 2023, 16: 1939606.
- [33]DUNEGAN L, TATRO A. Passive pressure transducer utilizing acoustic emission[J]. Review of scientific instruments, 1967, 38(8): 1145-1147.
- [34]王焕忠, 张学文, 朱维芳. SF2-1 型双通道声发射仪的研制(一)[J]. 化工与通用机械, 1982, (12): 1-11.
- [35]RESCALVO J, SUAREZ E, VALVERDE P, etc. Health monitoring of timber beams retrofitted with carbon fiber composites via the acoustic emission technique[J]. Composite structures, 2018, 206: 392-402.
- [36]陈颀. 声发射技术在岩石力学研究中的应用[J]. 地球物理学报, 1977, (04): 312-322.
- [37]李杨. 基于声发射技术的工业机器人结构损伤识别方法研究[D]. 东南大学, 2022.
- [38]李建国. 结构岩体变形破坏与地震前兆关系的实验研究[J]. 地震地质, 1980, (01): 11-17+81.
- [39]孙校开. 声发射技术某些基本研究方法的原理及其应用[J]. 无损检测, 1978, (03): 26-64.
- [40]沈功田, 周裕峰, 段庆儒, 等. 现场压力容器检验的声发射源[J]. 无损检测, 1999, (07): 321-325+332.
- [41]王德龙, 王明明, 李瑞升, 等. 金属材料高周疲劳失效分析及仿真模拟研究进展[J]. 塑性工程学报, 2025, 32(01): 16-29.
- [42]张利慧, 李殊瑶, 李晓波, 等. 基于时频域特征参数的风电机组滚动轴承故障诊断方法及应用[J]. 内蒙古电力技术, 2024, 42(03): 13-19.

- [43]李赞. 旋转机械轴承故障低信噪比声发射信号处理技术研究[D]. 沈阳工业大学, 2024.
- [44]王婷婷, 霍雨佳, 赵万春, 等. 基于改进 EFD-小波去噪算法的岩石压裂声发射信号分类[J]. 无损检测, 2025, 47(01): 52-59.
- [45]李丹, 沈鹏, 贺文宇, 等. 基于声发射信号时频图深度学习的桥梁钢桁架焊接节点损伤程度识别[J]. 振动与冲击, 2024, 43(01): 107-115+122.
- [46]张利慧, 李殊瑶, 李晓波, 等. 基于时频域特征参数的风电机组滚动轴承故障诊断方法及应用[J]. 内蒙古电力技术, 2024, 42(03): 13-19.
- [47]彭利坤, 何毓明, 宋飞. 基于声发射技术的液压滑阀内漏识别方法研究[J]. 海军工程大学学报, 2020, 32(04): 80-85.
- [48]张璐莹, 李伟, 姜智通, 等. 基于主成分分析与 SVM 的碳纤维复合材料损伤声发射信号模式识别[J]. 压力容器, 2020, 37(07): 59-68.
- [49]尧阳烽, 余永华, 王康, 等. 基于多源信号融合的往复式压缩机气阀健康评估[J]. 机电工程, 2024, 41(11): 2003-2011.
- [50]张帅, 丁俊华, 丁雪兴, 等. 基于 IA-VMD 的浮环密封声发射信号降噪与特征提取[J]. 振动与冲击, 2024, 43(04): 222-229.
- [51]宁少慧, 戎有志, 董振才. 经 EMD 处理的 DACNN-BiGRU-Attention 模型滚动轴承剩余寿命预测[J]. 轻工机械, 2025, 43(01): 63-71.
- [52]MOJTABA G, MOHSEN Z, PAVEL T, etc. Optimization based on the smart behavior of plants with its engineering applications: Ivy algorithm[J]. Knowledge-based systems, 2024, 295: 111850.
- [53]秦永峰, 李刚, 齐金平, 等. 基于 RIME-VMD 的高速列车横向减振器故障诊断[J/OL]. 铁道科学与工程学报, 1-12[2025-03-06].
- [54]万陶磊, 常俊杰, 曾雪峰, 等. 基于经验模态分解和相关系数对玻璃纤维增强聚合物复合材料板的损伤识别及扫查成像[J]. 复合材料学报, 2020, 37(08): 1921-1931.
- [55]DONG S, YOU J, LI M, etc. Research on features and localization of AE signals from the mechanical body of industrial robots based on WD-EMD[J]. Measurement science and technology, 2024, 35(9): 096117.
- [56]杜轲, 吴文贤, 林志鹏, 等. 基于物理驱动支持向量机方法的地震作用下结构动力响应求解[J]. 振动与冲击, 2025, 44(03): 284-290.

- [57]王祖荫. 声发射技术基础[M]. 山东科技出版社, 1990: 46.
- [58]刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [59]吴挺玮, 潘罗平, 安学利. 融合 HO-VMD 的水电机组摆度信号消噪方法[J]. 水力发电学报, 2024, 43(12): 107-115.
- [60]李令, 阎秋生, 李锴, 等. 基于声发射信号的带材剪切刀具磨损在线监测方法[J]. 机电工程, 2023, 40(07): 1102-1111.
- [61]LIAO B, WANG D, HAMDI, M, etc. Acoustic emission-based damage characterization of 70 MPa type IV hydrogen composite pressure vessels during hydraulic tests[J]. International journal of hydrogen energy, 2019, 44(40): 22494-22506.

附录

本文涉及的所有专业名词的全称与缩写

缩写	说明
IVYA	常春藤优化算法 (Ivy Algorithm)
VMD	变分模态分解 (Variational mode decomposition)
CWT	连续小波变换 (Continuous wavelet transform)
PCA	主成分分析 (Principal component analysis)
MD	马氏距离 (Mahalanobis Distance)
EMD	经验模态分解 (Empirical mode decomposition)
IMF	本征模函数 (Intrinsic mode function)
SVM	支持向量机 (Support vector machine)
NDT	无损检测 (Non-destructive testing)
AENT	声发射无损检测 (Acoustic emission non-destructive testing)
FFT	快速傅里叶变换(Fast Fourier transformation)
HO	河马优化算法 (Hippopotamus optimization algorithm)
WT	小波变换 (Wavelet Transform)

攻读学位期间发表的学术论文及成果目录

一、发表的学术论文

- [1] **Qiao S**, Dong S, Li M, etc. PCA-MD Planetary Gear Damage Identification Method Based on Acoustic Emission Signals[C].International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering. Wuhu, China, 2024. (EI(CA), 已检索)
- [2] Dong S, You J, Li M, **Qiao S**, etc. Research on features and localization of AE signals from the mechanical body of industrial robots based on WD-EMD[J].Measurement Science and Technology , 2024 , 35(9) : 096117. DOI:10.1088/1361-6501/ad545f. (中科院 3 区, JCR: Q1, IF=2.7, 已检索, WOS:001250045300001)
- [3] Dong S, **Qiao S**, Li M, etc. Acoustic Emission Signal Characteristics Extraction Based on Improved EMD Method for Industrial Robot Body[C].International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering. Suzhou, China, 2023, pp.280-284. (EI (CA), 已检索, Accession number: 20240815576762)
- [4] You J, **Qiao S**, Cheng Z, etc. Research on the Method of Sudden Failure Identification for Industrial Robot Gearboxes Based on Acoustic Emission Technology[C]. International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering. Suzhou, China, 2023, pp.411-415. (EI (CA), 已检索, Accession number: 20240815576716)

二、发明和实用新型专利

- [1] 李明, 乔帅, 程子安, 郭黎. 一种伺服电机的健康监测方法、系统以及电子设备: 中国, CN119044758A[P]. (发明公开实质审查)

致谢

行文至此，我的硕士求学生涯即将画上句号。回首过往的点点滴滴，内心涌动着无尽的感激之情。

感谢我的导师李明教授。感谢您在学术上给予了我悉心的指导，每当我遇到困惑或瓶颈时，您总是耐心地为我答疑解惑，帮助我理清思路，找到解决问题的关键。您的言传身教让我深刻体会到了学术研究的严谨与乐趣，也让我在学术道路上更加坚定的前行。此外，感谢您在生活上对我的关心与支持。您的鼓励与信任让我在面对困难时始终保持积极的心态，勇敢面对挑战。您的教诲不仅让我在学术上有所成长，更让我在为人处世方面受益匪浅。

感谢课题组的各位同门。在这三年的求学过程中，你们不仅在学术上与我分享经验与心得，更在生活中给予了我无尽的关心与鼓励。我们一起讨论问题、攻克难关，一起分享成功的喜悦与失败的反思。你们的陪伴让我在科研的道路上不再孤单，也让我感受到了课题组这个大家庭的温暖与力量。这段并肩奋斗的时光，将成为我人生中最珍贵的回忆之一。

感谢我的家人，你们是最坚强的后盾，也是我不断前行的动力源泉。在我成长的道路上，你们始终默默付出，为我创造了良好的学习条件，支持我追求自己的梦想。每当我遇到困难与挫折时，你们总是用无私的爱与包容给予我鼓励与安慰，让我有勇气重新站起来，继续前行。你们的爱与支持是我人生中最宝贵的财富，我将永远心怀感恩。

最后，感谢所有在我硕士学习期间给予我帮助的人。无论是学术上的指点，还是生活中的关怀，你们的善意与支持都让我倍感温暖。正是有了你们的陪伴与鼓励，我才能顺利完成学业，取得今天的成绩。未来的路上，我将带着这份感恩之心，踏上新的征程，努力为社会的发展贡献自己的力量，回报所有关心和帮助过我的人。

愿这段充满感恩与成长的岁月，成为我人生中永恒的灯塔，指引我走向更加光明的未来。